



**HAL**  
open science

# Identification par radioscopie X et thermographie in-situ du bain de fusion lors de la fabrication additive d'une pièce métallique

Loïc Jegou

► **To cite this version:**

Loïc Jegou. Identification par radioscopie X et thermographie in-situ du bain de fusion lors de la fabrication additive d'une pièce métallique. Sciences de l'ingénieur [physics]. INSA Lyon - Ecole Doctorale Mécanique, Energétique, Génie Civil, Acoustique, 2024. Français. NNT : 2024ISAL0080 . tel-04736944

**HAL Id: tel-04736944**

**<https://cnrs.hal.science/tel-04736944v1>**

Submitted on 15 Oct 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.

Public Domain



N° d'ordre NNT : xxx

**THESE de DOCTORAT DE L'INSA LYON,  
membre de l'Université de Lyon**

**Ecole Doctorale N° 162  
(Mécanique, énergétique, génie civil, acoustique)**

**Spécialité/ discipline de doctorat : Mécanique**

Soutenue publiquement le 08/10/2024, par :

**Loïc JEGOU**

---

**Identification par radioscopie X et  
thermographie in-situ du bain de fusion lors de  
la fabrication additive d'une pièce métallique**

---

Devant le jury composé de :

PEYRE	Patrice	Directeur de recherche	PIMM, ENSAM Paris	Président
SENTENAC	Thierry	Professeur	ICA, IMT Mines Albi	Rapporteur
BORDREUIL	Cyril	Professeur	LMGC, Université de Montpellier	Rapporteur
KERFRIDEN	Pierre	Professeur	Centre des Matériaux, Mines Paris	Examineur
ELGUEDJ	Thomas	Professeur	LaMCoS, INSA de Lyon	Directeur de thèse
KAFTANDJIAN	Valérie	Professeur	LVA, INSA de Lyon	Co-directrice de thèse
DUVAUCHELLE	Philippe	Mâitre de conférences	LVA, INSA de Lyon	Invité
TARDIF	Nicolas	Mâitre de conférences	LaMCoS, INSA de Lyon	Invité

## Département FEDORA – INSA Lyon - Ecoles Doctorales

SIGLE	ECOLE DOCTORALE	NOM ET COORDONNEES DU RESPONSABLE
ED 206 CHIMIE	<b>CHIMIE DE LYON</b> <a href="https://www.edchimie-lyon.fr">https://www.edchimie-lyon.fr</a> Sec. : Renée EL MELHEM Bât. Blaise PASCAL, 3e étage <a href="mailto:secretariat@edchimie-lyon.fr">secretariat@edchimie-lyon.fr</a>	<b>M. Stéphane DANIELE</b> C2P2-CPE LYON-UMR 5265 Bâtiment F308, BP 2077 43 Boulevard du 11 novembre 1918 69616 Villeurbanne <a href="mailto:directeur@edchimie-lyon.fr">directeur@edchimie-lyon.fr</a>
ED 341 E2M2	<b>ÉVOLUTION, ÉCOSYSTÈME, MICROBIOLOGIE, MODÉLISATION</b> <a href="http://e2m2.universite-lyon.fr">http://e2m2.universite-lyon.fr</a> Sec. : Bénédicte LANZA Bât. Atrium, UCB Lyon 1 Tél : 04.72.44.83.62 <a href="mailto:secretariat.e2m2@univ-lyon1.fr">secretariat.e2m2@univ-lyon1.fr</a>	<b>Mme Sandrine CHARLES</b> Université Claude Bernard Lyon 1 UFR Biosciences Bâtiment Mendel 43, boulevard du 11 Novembre 1918 69622 Villeurbanne CEDEX <a href="mailto:e2m2.codir@listes.univ-lyon1.fr">e2m2.codir@listes.univ-lyon1.fr</a>
ED 205 EDISS	<b>INTERDISCIPLINAIRE SCIENCES-SANTÉ</b> <a href="http://ediss.universite-lyon.fr">http://ediss.universite-lyon.fr</a> Sec. : Bénédicte LANZA Bât. Atrium, UCB Lyon 1 Tél : 04.72.44.83.62 <a href="mailto:secretariat.ediss@univ-lyon1.fr">secretariat.ediss@univ-lyon1.fr</a>	<b>Mme Sylvie RICARD-BLUM</b> Laboratoire ICBMS - UMR 5246 CNRS - Université Lyon 1 Bâtiment Raulin - 2ème étage Nord 43 Boulevard du 11 novembre 1918 69622 Villeurbanne Cedex Tél : +33(0)4 72 44 82 32 <a href="mailto:sylvie.ricard-blum@univ-lyon1.fr">sylvie.ricard-blum@univ-lyon1.fr</a>
ED 34 EDML	<b>MATÉRIAUX DE LYON</b> <a href="http://ed34.universite-lyon.fr">http://ed34.universite-lyon.fr</a> Sec. : Yann DE ORDENANA Tél : 04.72.18.62.44 <a href="mailto:yann.de-ordenana@ec-lyon.fr">yann.de-ordenana@ec-lyon.fr</a>	<b>M. Stéphane BENAYOUN</b> Ecole Centrale de Lyon Laboratoire LTDS 36 avenue Guy de Collongue 69134 Ecully CEDEX Tél : 04.72.18.64.37 <a href="mailto:stephane.benayoun@ec-lyon.fr">stephane.benayoun@ec-lyon.fr</a>
ED 160 EEA	<b>ÉLECTRONIQUE, ÉLECTROTECHNIQUE, AUTOMATIQUE</b> <a href="https://edeea.universite-lyon.fr">https://edeea.universite-lyon.fr</a> Sec. : Philomène TRECOURT Bâtiment Direction INSA Lyon Tél : 04.72.43.71.70 <a href="mailto:secretariat.edeea@insa-lyon.fr">secretariat.edeea@insa-lyon.fr</a>	<b>M. Philippe DELACHARTRE</b> INSA LYON Laboratoire CREATIS Bâtiment Blaise Pascal, 7 avenue Jean Capelle 69621 Villeurbanne CEDEX Tél : 04.72.43.88.63 <a href="mailto:philippe.delachartre@insa-lyon.fr">philippe.delachartre@insa-lyon.fr</a>
ED 512 INFOMATHS	<b>INFORMATIQUE ET MATHÉMATIQUES</b> <a href="http://edinfomaths.universite-lyon.fr">http://edinfomaths.universite-lyon.fr</a> Sec. : Renée EL MELHEM Bât. Blaise PASCAL, 3e étage Tél : 04.72.43.80.46 <a href="mailto:infomaths@univ-lyon1.fr">infomaths@univ-lyon1.fr</a>	<b>M. Hamamache KHEDDOUCI</b> Université Claude Bernard Lyon 1 Bât. Nautibus 43, Boulevard du 11 novembre 1918 69 622 Villeurbanne Cedex France Tél : 04.72.44.83.69 <a href="mailto:direction.infomaths@listes.univ-lyon1.fr">direction.infomaths@listes.univ-lyon1.fr</a>
ED 162 MEGA	<b>MÉCANIQUE, ÉNERGÉTIQUE, GÉNIE CIVIL, ACOUSTIQUE</b> <a href="http://edmega.universite-lyon.fr">http://edmega.universite-lyon.fr</a> Sec. : Philomène TRECOURT Tél : 04.72.43.71.70 Bâtiment Direction INSA Lyon <a href="mailto:mega@insa-lyon.fr">mega@insa-lyon.fr</a>	<b>M. Etienne PARIZET</b> INSA Lyon Laboratoire LVA Bâtiment St. Exupéry 25 bis av. Jean Capelle 69621 Villeurbanne CEDEX <a href="mailto:etienne.parizet@insa-lyon.fr">etienne.parizet@insa-lyon.fr</a>
ED 483 ScSo	<b>ScSo<sup>1</sup></b> <a href="https://edsciencessociales.universite-lyon.fr">https://edsciencessociales.universite-lyon.fr</a> Sec. : Mélina FAVETON Tél : 04.78.69.77.79 <a href="mailto:melina.faveton@univ-lyon2.fr">melina.faveton@univ-lyon2.fr</a>	<b>M. Bruno MILLY</b> (INSA : J.Y. TOUSSAINT) Univ. Lyon 2 Campus Berges du Rhône 18, quai Claude Bernard 69365 LYON CEDEX 07 Bureau BEL 319 <a href="mailto:bruno.milly@univ-lyon2.fr">bruno.milly@univ-lyon2.fr</a>

1. ScSo : Histoire, Géographie, Aménagement, Urbanisme, Archéologie, Science politique, Sociologie, Anthropologie

# Remerciements

Ce manuscrit est l'aboutissement de plus de trois ans de travail, mais c'est aussi le fruit de nombreuses rencontres, discussions et collaborations. Je profite de ces quelques lignes pour remercier toutes les personnes qui ont rendu ce travail possible.

Tout d'abord, je souhaite remercier Cyril Bordreuil, Pierre Kerfriden, Patrice Peyre et Thierry Sente-nac pour avoir accepté de faire partie de mon jury. Merci pour le temps que vous avez pris pour étudier mes travaux, ainsi que pour vos retours sur mon manuscrit et la soutenance. Vos remarques ont permis d'ouvrir de nouvelles perspectives sur les études menées, et j'ai trouvé ces échanges très enrichissants. Je ne l'ai d'ailleurs pas mentionné dans la version finale du manuscrit, mais sachez que le terme "auto-encodeur" est utilisé à tort : j'aurais dû parler plutôt d'encodeur-décodeur. Enfin, je vous suis reconnaissant de m'avoir attribué le grade de docteur. Votre confiance est une véritable source de motivation pour moi.

Je voudrais ensuite remercier mon équipe encadrante. Merci à Thomas et Valérie pour le soutien et, surtout, pour la confiance que vous m'avez accordée tout au long de ces trois années. Sur le papier, je n'avais que deux encadrants, mais la liste des personnes qui m'ont aidé au LAMCOS et au LVA est bien plus longue.

Nicolas, j'ai eu énormément de chance de te rencontrer au tout début de ma thèse. C'est avec toi que j'ai réalisé mes premières manip (ratées évidemment), et que j'ai pris goût à l'aspect expérimental de la recherche. Ton enthousiasme et ta motivation sont impressionnants : toujours optimiste, plein d'idées pour améliorer les expériences, et surtout toujours disponible pour discuter et échanger. Joël... Je ne sais même pas par où commencer. Tu es un véritable magicien de la programmation, et c'était génial de travailler avec toi, toujours autant d'astuces Python que de blagues en réserve. Je ne te remercierai jamais assez pour le temps que tu as pris en fin de thèse pour écrire ce programme d'acquisition de la caméra RX, sans lequel j'aurais galéré bien des jours. Abder, heureusement que tu étais là pour t'occuper de la Lascol et de tous les petits problèmes rencontrés pendant ces trois ans. J'ai adoré travailler et échanger avec toi. Mady, sans toi, la manip ne serait pas allée bien loin. Merci à toi et à tous les stagiaires qui se sont succédé autour de la LasCol pour améliorer le code, corriger les bugs, intégrer les nouvelles contraintes (la platine YZ)... Mohamed, merci pour toute la partie expérimentale sur les rayons X. C'était très intéressant de travailler avec toi sur la sécurité autour du tube, sa mise en marche et la remise en route des caméras... J'ai énormément appris ! Philippe, merci d'avoir géré toute la partie administrative autour de la manip RX et pour avoir pris le temps de répondre à mes nombreuses questions sur le VXI.

Je tiens également à remercier tous mes collègues, qui, après ces trois années magiques, sont devenus de véritables amis. Adrien, colocataire de qualité, pour les longues discussions du soir autour du pot thermique. Ben, une pépite de gentillesse, expert en science. Maxime, pour les randos, les discussions et les soirées. Victor, pour les attaques dans le Mont Thoux et les 7 secondes. Yvan, pour les grandes discussions philosophiques autour de la vie. Zineb, pour ta bonne humeur permanente (sauf aux Galérapagos). Clément, pour l'ensemble de ton œuvre : complice de blagues, décorateur de toilettes, et j'en passe, merci. Julie, pour la reprise des séances de natation. Pierre, pour tout (et surtout les séances de côte). Nicolas, pour le cinéma et la culture. Benjamin, Maëlle, Timothée, Audrey, Géovanne, Joaquin, Noël, merci beaucoup !

Enfin, un infini merci à toute ma famille ! À mes parents, d'abord, pour avoir été présents le jour J (et organisé tout le buffet, une belle charge mentale en moins), mais aussi pour leur soutien avant et pendant ce long projet. Merci aussi à mon petit frère, avec qui j'ai adoré discuter de mes travaux lors de nos sorties trail/VTT, et pour tous les moments passés ensemble ces dernières années. Je ne vous remercierai jamais assez pour tout ce que vous avez fait pour moi, mais sachez que votre présence lors de la soutenance a beaucoup compté pour moi et a rendu ce jour encore plus spécial. Je vous remercie du fond de mon cœur.



# Table des matières

<b>Table des matières</b>	<b>i</b>
<b>Table des figures</b>	<b>iii</b>
<b>Liste des tableaux</b>	<b>ix</b>
<b>Introduction</b>	<b>1</b>
<b>1 Etude bibliographique</b>	<b>3</b>
1.1 Présentation du procédé de fabrication directe par projection laser . . . . .	5
1.1.1 Principe de fonctionnement du DED-LB . . . . .	5
1.1.2 Influence des paramètres opératoires . . . . .	7
1.2 Prévention et détection des défauts . . . . .	9
1.2.1 Simulation a priori . . . . .	9
1.2.2 Détection des défauts et contrôle in situ . . . . .	10
1.3 Mesure de température sans contact . . . . .	10
1.3.1 Principes théoriques . . . . .	11
1.3.2 Corps noir . . . . .	12
1.3.3 Corps quelconque . . . . .	13
1.3.4 Dispositifs de thermographie sans contact . . . . .	14
1.3.5 Conclusion . . . . .	20
1.4 Imagerie par rayons X dans l'industrie . . . . .	20
1.4.1 Introduction . . . . .	20
1.4.2 Physique . . . . .	21
1.4.3 Générateurs de rayons X . . . . .	24
1.4.4 Détecteur de rayons X . . . . .	26
1.4.5 Caractérisation des radioscopies . . . . .	27
1.4.6 Risques et prévention . . . . .	30
1.4.7 Contrôle non destructif par rayons X du bain fondu (en soudage et fabrication additive) . . . . .	31
1.4.8 Imagerie par rayons X dans le domaine médical . . . . .	33
1.4.9 Conclusion . . . . .	36
1.5 Réseau de neurones convolutifs . . . . .	36
1.5.1 Introduction générale . . . . .	36
1.5.2 Quelques notions importantes . . . . .	37
1.5.3 Couches . . . . .	38
1.5.4 Fonctions d'activations . . . . .	40
1.5.5 Auto-encoders convolutifs (AEC) . . . . .	41
1.6 Lien avec les travaux de thèse . . . . .	46

<b>2</b>	<b>Mesure thermique proche infrarouge</b>	<b>49</b>
2.1	Contexte et objectifs . . . . .	50
2.2	Dispositif LASCOL . . . . .	50
2.3	Description de l'équipement pour la mesure thermique . . . . .	52
2.3.1	Equipement expérimental . . . . .	52
2.3.2	Multi-temps d'exposition . . . . .	54
2.4	Calibration du dispositif de mesure . . . . .	56
2.4.1	Discussion des paramètres de calibration . . . . .	59
2.4.2	Protocole de mesure de la température . . . . .	60
2.5	Mesure thermique bichromatique . . . . .	61
2.5.1	Validation de la méthode bichromatique . . . . .	62
2.5.2	Analyse des incertitudes . . . . .	66
2.5.3	Cartographie thermique du bain de fusion . . . . .	67
2.6	Evolution de la méthode . . . . .	78
2.7	Conclusion . . . . .	79
<b>3</b>	<b>Observation du bain de fusion par radioscopie <i>in-situ</i></b>	<b>81</b>
3.1	Contexte et objectifs . . . . .	82
3.2	Caractérisation de la source de rayons X . . . . .	82
3.3	Détecteurs de rayons X . . . . .	83
3.4	Caractérisation des détecteurs . . . . .	88
3.5	Mesures de sécurité . . . . .	97
3.6	Acquisition des radioscopies <i>in-situ</i> . . . . .	100
3.7	Conclusion . . . . .	105
<b>4</b>	<b>Détection du bain de fusion par intelligence artificielle</b>	<b>107</b>
4.1	Contexte et objectifs . . . . .	108
4.2	Création du jeu de données . . . . .	108
4.2.1	Simulation thermique du bain fondu . . . . .	109
4.2.2	Simulation d'une radioscopie du bain fondu . . . . .	113
4.2.3	Traitement des images issues des simulations à l'aide de résultats expérimentaux . . . . .	117
4.2.4	Analyse des composantes principales . . . . .	119
4.2.5	Construction du jeu de données . . . . .	121
4.3	Choix de l'architecture . . . . .	121
4.3.1	<i>Upsampling</i> du jeu de données . . . . .	127
4.4	Identification du bain de fusion en cours de fabrication . . . . .	129
4.5	Conclusion . . . . .	132
	<b>Conclusion</b>	<b>135</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>141</b>

# Table des figures

1.1	Schéma des procédés de fabrication additive : (a) fusion sur lit de poudre, (b) fabrication arc-fil (DED-GMA) et (c) fabrication directe par projection laser (DED-LB). . . . .	6
1.2	Mécanisme d'autorégulation de la hauteur de dépôt en DED-LB [HAL 19]. (a) Schéma de l'apport de poudre et du laser en DED-LB. (b) Hauteurs de dépôt en fonction de la hauteur de la buse par rapport au substrat. (c) Autorégulation de la hauteur de la buse par rapport au substrat selon le nombre de couches. . . . .	8
1.3	Bande spectrale des ondes électromagnétiques (des rayons X aux ondes radio). . . . .	11
1.4	Rayonnements incident, absorbé, transmis et réfléchi. . . . .	11
1.5	Luminance d'un corps noir pour différentes températures. . . . .	12
1.6	Impact de différents facteurs sur l'émissivité : (a) la température ([OTS 05]) et l'état de surface ([FU 12]), (b) la longueur d'onde ([KRI 97]), (c) l'angle d'observation ([MON 16a]), (d) l'état solide ou liquide ([WAT 03]) et (e) l'oxydation ([MOH 20]). . . . .	15
1.7	Schéma des flux lumineux reçus sur le détecteur d'un pyromètre. . . . .	15
1.8	(a) Schéma du positionnement du pyromètre lors du passage de la buse laser. (b) Cycle thermique mesuré par le pyromètre bichromatique ([CAR 10]) . . . . .	17
1.9	Différents dispositifs expérimentaux pour mesurer les luminances d'une même scène à deux longueurs d'onde différentes. (1) Filtre passe-bande centré sur $\lambda_1$ , (2) filtre passe-bande centré sur $\lambda_2$ , (3) prisme, (4) miroir semi-réfléchissant, (5) filtre RGB. . . . .	19
1.10	(a) Wilhelm Röntgen. (b) Radioscopie de la main de Ms Röntgen. (c) Petites Curie. . . . .	20
1.11	(a) Soudure en V. (b) Porosités dans une pièce moulée. [LET 23] . . . . .	21
1.12	Schéma récapitulatif des interactions photon / atome. (a) Pas d'interactions. (b) Effet photoélectrique. (c) Effet Rayleigh. (d) Effet Compton. . . . .	22
1.13	(a) Atténuation d'un faisceau de photon. (b) Atténuation d'un faisceau de photon à travers un multi-matériaux. . . . .	23
1.14	(a) Coefficients d'atténuation du Plomb et de l'Aluminium. (b) Evolution du spectre énergétique en fonction de l'épaisseur d'aluminium traversée. . . . .	24
1.15	Schéma de principe d'installation d'un synchrotron [COU 13]. . . . .	24
1.16	Schéma d'un bloc radiogène dont les composants sont listés tableau 1.2. . . . .	25
1.17	Impact de la variation de tension et d'intensité du bloc radiogène sur le spectre énergétique des photons. . . . .	26
1.18	(a) Schéma du grandissement. (b) Schéma du flou géométrique. . . . .	27
1.19	Mise à plat d'une image quelconque réalisée au sein du laboratoire. (a) Images brutes. (b) Image associée à un niveau de gris à plat. (c) Profil du signal le long de l'image originale et de l'image mise à plat. . . . .	28
1.20	(a) IQI à fils et la radioscopie correspondante. (b) IQI duplex en platine du CERL et la radioscopie correspondante. (c) IQIs à gradins et à trous et leurs radioscopies correspondantes. . . . .	29
1.21	(a) Zone réglementée pour une source mobile. (b) Zones réglementées pour une installation fixe. . . . .	30



1.22	(a) Système d'acquisition rapide ([ABT 11]). (b) Radioscopie du bain fondu avec la présence de traceurs en tungstène ([BOL 13]). (c) Bain fondu et <i>keyhole</i> observé lors du soudage sur de l'aluminium avec un traceur en tungstène ([PEN 16]). (d) Bain fondu observé au simili synchrotron lors du soudage sur de l'acier inoxydable 316L ([YAM 12]).	31
1.23	(a) Radioscopie au synchrotron <i>in-situ</i> d'une réplique miniature du procédé DED-LB avec de l'acier inoxydable ([CHE 21b]). (b) Radioscopie au synchrotron <i>in-situ</i> et <i>operando</i> du procédé DED-LB avec un alliage de titane ([CHE 21a]).	32
1.24	(a) Valeur de seuil optimale pour maximiser la variance inter classe entre les deux distributions. Utilisation d'algorithme de seuillage pour l'identification de tumeur sur des mamographies ((b) [ALB 13] et (c) [SWE 16]). Sur ces images, l'échelle de niveau de gris est inversée, les zones plus denses, les tumeurs, sont plus claires.	34
1.25	(a) Radios originales. (b) Radios avec en bleu les zones identifiées par le réseau de neurones CIA-Net et en vert les zones identifiées par les experts ([LIU 19]).	35
1.26	Exemple de convolution avec un kernel $3 \times 3$ .	38
1.27	(a) Image originale. (b) Image après convolution avec l'opérateur de Sobel.	39
1.28	(a) Convolution classique. (b) Convolution avec padding. (c) Convolution avec striding. (d) Convolution avec dilatation ([PRO ])	39
1.29	(a) Exemple de maxpooling sur une liste 2D. (b) Exemple de maxpooling sur une image en niveau de gris.	40
1.30	Liste des fonctions d'activations les plus utilisées.	42
1.31	Nombre de publications annuel où apparaît le terme <i>Convolutional auto-encoder</i> dans google scholar (le nombre de publication concerne les articles avec la mention stricte du terme choisi, mais de nombreux autres articles y faisant mention ont été publiés également).	42
1.32	Schéma de principe de fonctionnement simplifié d'un auto-encoder.	43
1.33	(a) Convolution 1D. (b) Convolution transposée 1D.	44
1.34	(a) <i>Upsampling</i> , plus proche voisin. (b) <i>Upsampling</i> , bilinéaire.	44
1.35	(a) Image bruitée. (b) Image débruitée (via [ULY 20]).	45
2.1	Schéma de l'acheminement de la poudre (a) et du laser (b) jusqu'à la tête de la buse (c).	51
2.2	Composantes de la caméra IOI Victorem 51B136 : (a) filtre Bayer, (b) capteur CMOS et (c) filtre infrarouge.	52
2.3	Principe d'interpolation des images RGB à partir d'une image via un filtre Bayer.	53
2.4	(a) Réponse spectrale individuelle des composantes de la caméra. (b) Réponse spectrale globale dans les trois canaux (rouge, vert et bleu) de la caméra.	54
2.5	Intensités théoriques normalisées d'un corps noir dans les 3 canaux de la caméra à (a) 1000, (c) 1500 et (e) 2500 K. Intensités théoriques normalisées d'un corps noir dans les canaux rouge et vert moins le canal bleu à (b) 1000, (d) 1500 et (f) 2500 K.	55
2.6	Reconstruction des images médianes dans les canaux rouge et vert à partir d'images de la même scène prises avec 5 temps d'expositions différents.	56
2.7	Distinction entre la fidélité (a), la justesse (b) et la précision (c) au tir sur cible. (a) Tous les tirs sont groupés. (b) Tous les tirs sont dans la cible. (c) Les tirs sont à la fois groupés et dans la cible. [PER 04]	57
2.8	Observation de la température sur le corps noir (a), et la lampe à ruban de tungstène (b). Les images ne sont pas à l'échelle.	57
2.9	Deux représentations de l'évolution de l'emissivité du tungstène en fonction de la température et de la longueur d'onde ([MON 16b]).	58
2.10	Evolution de l'intensité théorique en fonction de l'intensité expérimentale mesurée sur le corps noir (dans l'encadré zoomé) et la lampe à ruban de tungstène dans le canal rouge (a) et le canal vert (b) de la caméra.	58

2.11	Erreur absolue sur la température estimée pour deux objectifs différents : (a) Nikon ED af micro nikkor 200 mm et (b) Precitec ZO YW30 CAM90° YW50 660. . . . .	60
2.12	Logigramme du processus de cartographie thermique. . . . .	61
2.13	Dispositif expérimental pour la première validation. . . . .	62
2.14	Schéma de l'éprouvette à l'intérieur de l'enceinte hermétique. . . . .	63
2.15	Ecart absolu entre les températures mesurées avec les thermocouples et avec la caméra dans un environnement : (a) sans argon et (b) avec argon. L'incertitude des thermocouples est représentée par la ligne noire pointillée. . . . .	63
2.16	Dispositif expérimental pour la seconde validation. . . . .	64
2.17	Evolution de la température le long du barreau de Vanadium. . . . .	65
2.18	Evolution des longueurs d'ondes équivalentes en fonction des longueurs d'onde initiales. . . . .	67
2.19	(a) Erreur absolue maximale associée à un couple de longueurs d'onde initiales particulier. (b) Cartographie 2D de l'erreur absolue maximale pour différents couples de longueurs d'onde initiales. . . . .	67
2.20	(a) Erreur absolue maximale associé à un ratio d'émissivité de 0.9. (b) Evolution de l'erreur absolue maximale en fonction du ratio des émissivités. . . . .	68
2.21	Modélisation du substrat et de la buse laser dans le dispositif LaSCol. . . . .	68
2.22	Images successives du bain de fusion (en vue de dessus) avec tous les temps d'exposition correspondants en DED-LB. . . . .	69
2.23	Image de l'intensité (dans le canal rouge) médiane (a) et de la température (b) du bain de fusion. Evolution de l'intensité (dans le canal rouge) (c) et de la température (d) au centre du bain de fusion. . . . .	70
2.24	Isothermes autour du bain de fusion. . . . .	71
2.25	(a) Vue de face des substrat. (b) Vue de gauche des substrats. (c) Vue isométrique des substrats. . . . .	72
2.26	(a) Evolution de la température des deux thermocouples sur l'éprouvette n°1 au cours du temps. (b) Evolution des températures maximales des thermocouples et des temps de refroidissement sur toutes les éprouvettes. . . . .	73
2.27	(a) Evolution de la hauteur de couche sur l'éprouvette n°1 au cours du temps. (b) Evolution de la hauteur de couche moyenne et de l'écart-type associé sur toutes les éprouvettes. . . . .	73
2.28	(a) Mesures de la hauteur, largeur, profondeur et surface de couche. Evolution de : (b) la hauteur de couche moyenne, (c) la surface de couche moyenne, (d) la largeur de couche moyenne et (e) la profondeur de pénétration moyenne sur toutes les éprouvettes. . . . .	74
2.29	(a) Mesures de la température, largeur et longueur du bain de fusion. Evolution de : (b) l'aire, (c) la largeur, (d) la longueur du bain de fusion sur toutes les éprouvettes. . . . .	75
2.30	Dispositif pour de DED-GMA du laboratoire GSCOP. . . . .	76
2.31	Acquisition des images du bain de fusion en DED-GMA lors des différentes étapes de fabrication (a, b et c). . . . .	76
2.32	Images successives du bain de fusion avec tous les temps d'exposition correspondants en DED-GMA. . . . .	77
2.33	Image de l'intensité médiane (dans le canal rouge) (a) et de la température (b) du bain de fusion. Evolution de l'intensité (dans le canal rouge) (c) et de la température (d) au centre du bain de fusion. . . . .	77
2.34	Contours du bain de fusion lors du procédé DED-GMA sur : (a) l'image avec la plus longue exposition (0.20 ms) et (b) avec le second temps d'exposition (0.04 ms) . . . . .	78
3.1	Plage de fonctionnement de la source de rayons X. . . . .	83
3.2	Unité de commande et de la source de rayons X. . . . .	83
3.3	(a) Détecteur Flat Panel Flashscan 23. (b) Détecteur Photonic Science X-ray VHR . . . . .	84

3.4	Cycle d'acquisition du détecteur (a) en fonctionnement normal et (b) dans le cadre de cette étude. . . . .	85
3.5	(a) Sensibilité du détecteur. (b) Correction des pixels défectueux en fonction des pixels voisins. . . . .	86
3.6	Schéma de principe du fonctionnement du logiciel d'acquisition de la caméra photonic science X-ray VHR. . . . .	87
3.7	(a) Région d'intérêt sur le détecteur Thales (les zones plus sombres sont dues à la présence de plaques de plomb qui évitent une exposition complète du flatpanel). (b) Région d'intérêt sur le détecteur Photonic Science. . . . .	89
3.8	1 - Détecteur Thales. 2 - Détecteur Photonic Science. (a) Signal moyen reçu sur le détecteur. (b) Bruit moyen associé au signal reçu. (c) $SNR^2$ . . . . .	89
3.9	Avec le détecteur Thales : (a) radioscopie de l'IQI type fils. (b) Zoom sur les 7 fils de l'IQI (signal brut et à plat), avec en vert le profil de niveau de gris le long d'une ligne horizontale perpendiculaire aux fils. (c) Contraste absolu et relatif sur le fil le plus gros ( $\emptyset_{fil} = 0.40$ mm). (d) Evolution du CNR sur les fils de différents diamètres. . . . .	91
3.10	Avec le détecteur Photonic Science : (a) radioscopie des IQI (à 100 kV et 4 mA) et évolution du signal brut sur une ligne horizontale (en vert). (b) Identification et calcul du signal moyen des IQI sur la même image. (c) Identification et calcul de l'écart-type du signal sur les IQI. . . . .	92
3.11	Schéma du dispositif expérimental. . . . .	93
3.12	Estimation du flou expérimental sur : (a) le détecteur Thales et (b) le détecteur Photonic Science. . . . .	93
3.13	(a) Représentation artistique du bain de fusion sur l'objet réel. (b) Représentation artistique du bain de fusion et du flou géométrique sur l'image. . . . .	94
3.14	(a) Evolution du signal en fonction de l'épaisseur d'acier inoxydable 316L. (b) Evolution de l'erreur relative sur l'épaisseur calculée. . . . .	95
3.15	(a) Défaut de fabrication. (b) Dépôt de poudre sur les faces du mur. (c) Présence de pores lors de la fabrication. (d) Fabrication sans défauts apparents. Les zones plus sombres sous les murs sont les substrats qui servent de support de fabrication. . . . .	96
3.16	Epaisseurs des pièces avec : (a) défaut de fabrication, (b) dépôt de poudre sur les faces du mur, (c) présence de pores lors de la fabrication et (d) fabrication sans défauts apparents. . . . .	97
3.17	(a) Intégration du tube à rayons X dans la cabine de fabrication additive. (b) Vue 3D du dispositif expérimental. . . . .	98
3.18	(a) Source de rayons X sans blindage. (b) Source de rayons X avec blindage en plomb. (c) Schema de la source de rayons X et de son blindage (vue de dessus). . . . .	99
3.19	Schema du zonage autour de la cabine de fabrication additive. . . . .	99
3.20	Dispositif expérimental dans la cabine de fabrication additive. . . . .	101
3.21	Acquisitions de radioscopies lors du dépôt de 10 couches successives. (a) Détecteur Photonic Science. (b) Détecteur Thales. (c) Zoom sur la zone où doit se situer le bain de fusion. . . . .	102
3.22	Acquisitions de radioscopies lors du dépôt de 10 couches successives avec le détecteur Thales. (a) Premier essai. (b) Deuxième essai. . . . .	103
3.23	Acquisitions de radioscopies lors du dépôt de 10 couches successives avec le détecteur Photonic Science. (a) Premier essai. (b) Deuxième essai. . . . .	104
3.24	(a) Entropie. (b) Moment d'ordre 11. (c) Gradient morphologique. (d) Otsu. (e) Calcul de l'épaisseur d'acier inoxydable traversée. (1) Détecteur Thales. (2) Détecteur photonic science. . . . .	105
4.1	Logigramme complet du procédé global d'identification du bain de fusion sur les simulations des radioscopies X. . . . .	108

4.2	(a) Source laser ponctuelle mobile sur un domaine semi-infini. (b) Source laser gaussienne.	109
4.3	Schématisation de la géométrie du bain fondu : (a) en vue de côté, (b) en vue de face, (c) en vue de dessus et (d) en vue de tranche AB. . . . .	110
4.4	Schématisation de la géométrie du bain fondu : (a) en vue de dessus et (b) en vue de côté avec en vert la forme du faisceau laser et en rouge la forme du bain de fusion. . . . .	112
4.5	(a) Géométrie du bain de fusion. (b) Discrétisation de l'espace. (c) Source laser gaussienne. (d) Paramètres matériaux. . . . .	113
4.6	Vue de dessus de la distribution de température : (a) $P_{laser} = 350$ W, $v_{laser} = 2$ mm.s <sup>-1</sup> , (b) $P_{laser} = 350$ W, $v_{laser} = 9$ mm.s <sup>-1</sup> , (c) $P_{laser} = 650$ W, $v_{laser} = 2$ mm.s <sup>-1</sup> , (d) $P_{laser} = 650$ W, $v_{laser} = 9$ mm.s <sup>-1</sup> . . . . .	114
4.7	Evolution de la masse volumique de l'acier inoxydable 316L en fonction de la température.	115
4.8	(a) Simulation de la température pour de l'acier 316L ( $P_{laser} = 350$ W et $V_{laser} = 5$ mm.s <sup>-1</sup> ). (b) Correspondance "température-masse volumique" pour l'acier 316L d'après le modèle bilinéaire (équation 4.15). (c) Représentation 3D complète du matériau avec la densité prédite. . . . .	115
4.9	(a) Schéma de la scène. (b) Radioscopie obtenue. . . . .	116
4.10	Radioscopies expérimentales réalisées à 70 kV avec le détecteur Thales : (a) murs en 20 couches, (b) substrat correspondant aux murs (a), (c) murs mono-couche et (d) substrat correspondant aux murs (c). . . . .	117
4.11	Etude du flou sur les simulations des radioscopies : (a) avec $k_{convolution} = 3$ et (b) avec $k_{convolution} = 5$ . . . . .	118
4.12	(a) Image originale. (b) Image mise à plat. (c) Ajout du bruit selon une loi de poisson $P(\lambda = 6)$ . (d) Ajout du flou. . . . .	119
4.13	Comparaison visuelle des données expérimentales avec les simulations avec le SNR de la zone est encadré en rouge. . . . .	120
4.14	Composantes principales 1 et 2 de : (a) des images expérimentales, (b) des simulations numériques avant l'ajout de l'offset et (c) des simulations numériques après l'ajout de l'offset. . . . .	121
4.15	Processus de binarisation des images : (1) $P_{laser} = 350$ W et $V_{laser} = 5$ mm. <sup>-1</sup> . (2) $P_{laser} = 650$ W et $V_{laser} = 1$ mm. <sup>-1</sup> .(a) Résultat des simulations thermiques (en $y = 0$ ). (b) Identification de la zone fondue ( $T > 1673$ K). (c) Ajustement des dimensions de l'image pour correspondre aux caractéristiques du détecteur de rayons X. (d) Ajustement des dimensions de l'image ( $40 \times 80$ px) . . . . .	122
4.16	Paires d'images du dataset : (a) avec un petit bain de fusion, (b) sans bain de fusion avec un offset et (c) avec un gros bain de fusion et un offset. . . . .	122
4.17	Architecture des 3 encoders inspirés de LeNet-5, AlexNet et VGG16. . . . .	123
4.18	Architecture des 3 decoders inspirés de LeNet-5, AlexNet et VGG16. . . . .	124
4.19	Entraînement d'un auto-encoder pour 600 epochs, avec 200 images par batchs. (a) Calcul de l'erreur entre la sortie de l'auto-encoder et le label associé. (b) Optimisation des coefficients de l'auto-encoder en fonction de l'erreur calculée. . . . .	125
4.20	Evolution des erreurs d'optimisation et de généralisation pour les différentes architectures pour des batch de 50 et 200 images et une erreur de MSE et de Huber. . . . .	126
4.21	Identification du bain de fusion sur les simulations avec l'architecture inspirée de VGG16, une taille de batch de 200 et entraîné sur 600 epochs. (a) Un petit bain de fusion. (b) Un gros bain de fusion avec un offset. (c) Aucun bain de fusion. . . . .	126
4.22	(a) Image originale ( $1 \times 40 \times 80$ ). (b) Image après l' <i>upsampling</i> ( $1 \times 400 \times 800$ ). (c) Image binaire originale ( $1 \times 40 \times 80$ ). (d) Image binaire après l' <i>upsampling</i> ( $1 \times 400 \times 800$ ). <td>127</td>	127
4.23	Evolution des erreurs d'optimisation (a) et de généralisation (b) pour les différentes architectures pour des batchs de 50 et 200 images après upsampling. . . . .	128

4.24	Identification du bain de fusion sur les simulations après upsampling avec l'architecture inspirée de VGG16, une taille de batch de 200 et entraîné sur 600 epochs. (a) Un petit bain de fusion. (b) Un gros bain de fusion avec un offset. (c) Aucun bain de fusion. . . .	129
4.25	(a) Radioscopie mise à plat (entrée de l'auto-encoder). (b) Sortie de l'auto-encoder. (c) Superposition de (b) sur (a) pour une meilleur visualisation. . . . .	130
4.26	Résultats des trois architectures sur les radioscopies obtenues via le détecteur Thales. (a) LeNET5, 200 images par batch, 400 epochs, essai 1. (b) AlexNET, 200 images par batch, 400 epochs, essai 1. (c) VGG16, 200 images par batch, 400 epochs, essai 1. (d) VGG16, 200 images par batch, 400 epochs, essai 1. . . . .	131

# Liste des tableaux

1.1	Principaux défauts et les moyens d'identifications associés en DED-LB ([SVE 21]). *Contrôles non destructifs. . . . .	9
1.2	Elements d'un bloc radiogène. . . . .	25
1.3	Etude radioscopique du bain fondu. . . . .	33
2.1	Equipements de la cabine de fabrication additive. . . . .	50
2.2	MSSD de la température vraie et de la température mesurée avec la caméra pour différentes hypothèses de calibration. . . . .	60
2.3	Propriétés thermiques du Vanadium. . . . .	65
2.4	Plan d'expérience pour l'étude de l'impact de l'énergie surfacique et de l'apport de matière sur l'état du bain de fusion (essais 1 à 6). Plan d'expérience pour l'étude de l'impact de la vitesse d'acheminement de la poudre sur l'état du bain de fusion (essais 7 à 9). . . . .	72
3.1	Caractéristiques de la source de rayons X. . . . .	82
3.2	Caractéristiques des détecteurs de rayons X. . . . .	84
3.3	Résultats de la calibration pour les deux détecteurs utilisés. . . . .	95
3.4	Mesure des débits de dose réalisés par l'Apave. . . . .	100
4.1	Caractéristiques de la simulation des radioscopies sur le logiciel VXI. . . . .	116
4.2	Taille des fichiers de sauvegarde des auto-encoders. . . . .	127



# Introduction

Les promesses des procédés de fabrication additive de pièces métalliques sont nombreuses : concevoir des géométries complexes, maîtriser les propriétés mécaniques, réduire la quantité de matière première nécessaire... Pourtant, les technologies additives par laser ont encore aujourd'hui bien du mal à s'imposer dans le domaine industriel. L'un des défis majeurs de ce type de procédés est de produire des pièces d'au moins aussi bonnes qualités que les procédés classiques (usinage, fonderie...) en terme de propriétés mécaniques, de défauts (porosités) et d'état de surface. La fabrication directe par projection laser (DED-LB pour *Direct Energy Deposition - Laser Beam* en anglais) fait partie de ces procédés et consiste à déposer des cordons de matière en projetant de la poudre métallique dans un bain de fusion obtenu par fusion laser de la surface. D'une part, les aller-retours répétés du laser lors de ses déplacements entraînent une accumulation de chaleur dans la pièce qui fait que les caractéristiques de dépôt entre deux couches successives ne sont pas nécessairement les mêmes, quand bien même les paramètres opératoires le seraient. D'autre part, l'apport de chaleur très localisé entraîne la fusion du métal à cet endroit précis. Le bain de fusion est l'un des points clés de la fabrication, puisque c'est via ce dernier que se fait l'apport de matière. Ses caractéristiques (sa surface, sa profondeur, sa distribution thermique, sa vitesse de solidification) sont responsables de l'inhomogénéité des caractéristiques mécaniques et de l'apparition de défauts tels que les porosités. Le projet TORTELLINI<sup>1</sup>, qui finance cette thèse, s'intéresse à l'observation expérimentale du bain de fusion par imagerie thermique et par rayons X. L'objectif est de mieux maîtriser les conditions opératoires pour optimiser la fabrication. Le projet se découpe en trois grands axes : la mise au point de deux dispositifs expérimentaux permettant de réaliser à la fois la cartographie thermique et des radioscopies du bain de fusion, puis la mise en place d'algorithmes d'intelligence artificielle pour aider à l'identification du bain de fusion sur les radioscopies.

Ces travaux regroupent trois grands thèmes (la mesure thermique, les rayons X et les réseaux de neurones convolutifs) qui s'articulent autour de la fabrication additive. Chaque chapitre de cette thèse porte sur un domaine en particulier, et le premier permet d'apporter les connaissances nécessaires à leur compréhension.

**Le premier chapitre** (1) présente d'abord le procédé de fabrication directe par projection laser en indiquant quels sont les paramètres opératoires les plus influents et quelles sont les méthodes qui permettent de prévenir et de corriger l'apparition des défauts. La mesure de température sans contact en est une, et quelques bases théoriques ainsi qu'un état de l'art permettent d'avoir un aperçu complet des méthodes de ce genre qui sont mises en place aujourd'hui. Ensuite, quelques notions sur les rayons X et un état de l'art de leur utilisation dans l'industrie et plus particulièrement dans le domaine du soudage et de la fabrication additive permettent de souligner l'importance de ces travaux. Les rayons X sont également beaucoup utilisés en médecine où les équipes de recherches rencontrent des problématiques similaires (images bruitées et faiblement contrastées). Plusieurs cas d'études abordés ici sont une source d'inspiration pour les travaux qui portent sur l'identification du bain de fusion, dont l'utilisation de réseaux de neurones. Finalement, les principes de base de la construction d'un réseau de neurones convolutifs concluent ce chapitre.

**Le second chapitre** (2) se concentre sur le dispositif expérimental de mesure thermique bichromatique mis au point. Après la présentation de la cabine de fabrication additive et des équipements optiques,

---

1. Projet de l'institut CARNOT ingénierie@Lyon.



le processus de calibration de la caméra bichromatique est détaillé. Deux expériences distinctes permettent de valider cette méthode, d'abord sur une éprouvette chauffée par induction, puis sur un barreau en vanadium pur fusionné par un laser. Enfin, la caméra bichromatique est montée sur le dispositif de fabrication additive directe par projection laser et permet d'obtenir une cartographie thermique complète autour et dans le bain de fusion. Elle est également montée sur un autre dispositif de fabrication additive arc-fil ce qui permet de montrer sa facilité d'utilisation et d'adaptation.

**Le troisième chapitre** (3) se concentre sur les rayons X. De la même manière que dans le chapitre précédent, les équipements expérimentaux sont présentés : la source et le détecteur de rayons X. Le phénomène de durcissement de faisceau est expliqué et permet d'appréhender la calibration du dispositif, puis le choix des paramètres optimaux. Les rayons X présentant un risque sur la santé, toutes les mesures de sécurité mises en place sont ensuite détaillées. Ensuite, quelques radioscopies de murs fabriqués par DED-LB sont analysées post-fabrication, avant de conclure le chapitre par l'acquisition de radioscopies en cours de fabrication.

**Le quatrième et dernier chapitre** (4) porte sur l'aspect plus numérique de cette thèse. L'objectif y est de construire et d'entraîner un auto-encoder (une succession de deux réseaux de neurones convolutifs) pour détecter le bain de fusion dans des radioscopies. Comme il n'existe pas de bases de données expérimentales sur lesquelles entraîner l'auto-encoder, la première partie du chapitre consiste à simuler ce type de radioscopies. La distribution de température dans le bain de fusion est approchée grâce à un modèle analytique pour estimer la densité du bain, puis des simulations de tirs aux rayons X sont réalisées sur ces résultats pour obtenir les radioscopies. Le jeu de données pour l'entraînement de l'auto-encoder est construit sur la base de ces résultats. Finalement, une fois que l'auto-encoder est convenablement entraîné, il est utilisé sur les résultats expérimentaux du chapitre précédent.

Enfin, la conclusion de ce manuscrit de thèse reprend les principaux résultats obtenus et propose des perspectives d'évolution pour des travaux futurs.

# Chapitre 1

## Etude bibliographique

*Trois grands thèmes autour de la fabrication additive sont abordés dans cette thèse : la mesure thermique, l'imagerie par rayons X et l'intelligence artificielle. L'objectif de cet état de l'art est de donner au lecteur les clés pour mieux comprendre chacun de ces sujets, puis de replacer le contexte de cette étude par rapport aux travaux pré-existants.*

### Sommaire

---

<b>1.1</b>	<b>Présentation du procédé de fabrication directe par projection laser . . . . .</b>	<b>5</b>
1.1.1	Principe de fonctionnement du DED-LB . . . . .	5
1.1.2	Influence des paramètres opératoires . . . . .	7
<b>1.2</b>	<b>Prévention et détection des défauts . . . . .</b>	<b>9</b>
1.2.1	Simulation a priori . . . . .	9
1.2.2	Détection des défauts et contrôle in situ . . . . .	10
<b>1.3</b>	<b>Mesure de température sans contact . . . . .</b>	<b>10</b>
1.3.1	Principes théoriques . . . . .	11
1.3.2	Corps noir . . . . .	12
1.3.3	Corps quelconque . . . . .	13
1.3.4	Dispositifs de thermographie sans contact . . . . .	14
1.3.5	Conclusion . . . . .	20
<b>1.4</b>	<b>Imagerie par rayons X dans l'industrie . . . . .</b>	<b>20</b>
1.4.1	Introduction . . . . .	20
1.4.2	Physique . . . . .	21
1.4.3	Générateurs de rayons X . . . . .	24
1.4.4	Détecteur de rayons X . . . . .	26
1.4.5	Caractérisation des radioscopies . . . . .	27
1.4.6	Risques et prévention . . . . .	30
1.4.7	Contrôle non destructif par rayons X du bain fondu (en soudage et fabrication additive)	31

1.4.8	Imagerie par rayons X dans le domaine médical . . . . .	33
1.4.9	Conclusion . . . . .	36
<b>1.5</b>	<b>Réseau de neurones convolutifs . . . . .</b>	<b>36</b>
1.5.1	Introduction générale . . . . .	36
1.5.2	Quelques notions importantes . . . . .	37
1.5.3	Couches . . . . .	38
1.5.4	Fonctions d'activations . . . . .	40
1.5.5	Auto-encodeurs convolutifs (AEC) . . . . .	41
<b>1.6</b>	<b>Lien avec les travaux de thèse . . . . .</b>	<b>46</b>

---

## 1.1 Présentation du procédé de fabrication directe par projection laser

L'organisme de normalisation Américain ASTM (pour *American Society for Testing and Materials* en anglais) a défini la fabrication additive comme : "un procédé consistant à ajouter de la matière pour créer des objets à partir de données de modèles 3D, généralement couche par couche, par opposition aux méthodes dites soustractives". Cette définition est valable pour tout type de matériaux (céramiques, polymères, composites...) et dans le cadre de cette étude, le terme de fabrication additive fait exclusivement référence aux pièces métalliques. Ce procédé a commencé à être utilisé dans l'industrie il y a une dizaine d'années et était considéré comme la "nouvelle révolution industrielle" ([BER 12]). Depuis, il progresse très rapidement avec des technologies qui ne cessent de s'améliorer pour répondre aux besoins actuels (rapidité de production, économie de matière première, conception de pièces complexes et uniques...). Il existe aujourd'hui une multitude de systèmes qui permettent de faire de la fabrication additive ([FRA 14]), les plus répandus étant :

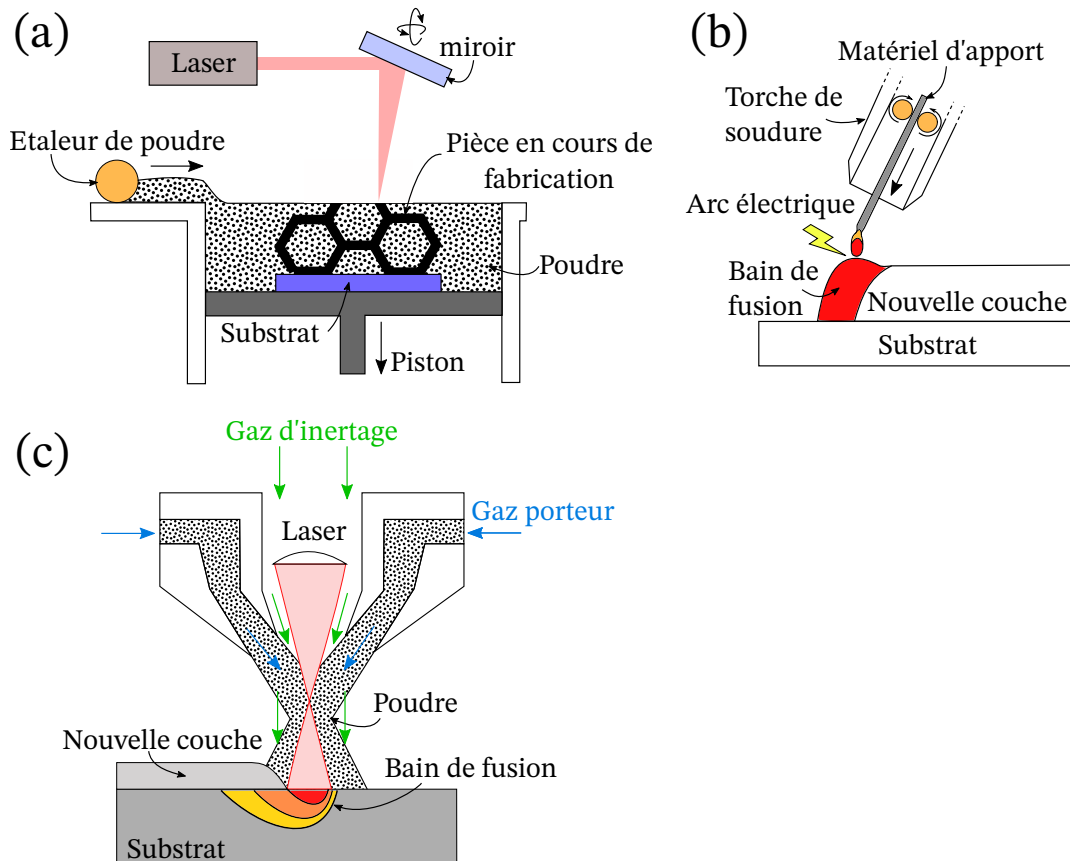
1. la **fusion sur lit de poudre** (PBF-LB pour *Powder Bed Fusion - Laser Beam* en anglais, figure 1.1 (a)). Une couche de poudre est étalée sur une surface plane, et un laser guidé par un miroir mobile vient fondre les particules de poudre selon une trajectoire prédéfinie. Une fois le lasage réalisé, une nouvelle couche de poudre est étalée au-dessus, et le procédé recommence ([YAP 15]).
2. La **fabrication additive arc-fil** (DED-GMA pour *Direct Energy Deposition - Gas Metal Arc* en anglais, figure 1.1 (b)). Pour ce procédé, l'apport de métal se fait par contact, de manière discontinue entre une alternance de temps d'arc électrique et de court-circuit. Durant le temps d'arc, l'arc électrique ainsi que l'effet joule entraînent la fusion de l'extrémité du fil d'apport. Cette goutte de métal liquide grossit, et crée un court-circuit lorsqu'elle entre en contact avec la pièce. Les méthodes actuelles permettent de retirer le fil mécaniquement pour recommencer le temps d'arc et poursuivre le cycle. Cette technologie permet de fabriquer des pièces conséquentes (>10 kg) avec une grande variété de métaux d'apport ([WIL 16]).
3. La **fabrication directe par projection laser** (DED-LB). Pour cette méthode, un faisceau laser est focalisé sur une petite zone de métal et la chauffe au delà de son point de fusion (on parle de **bain de fusion**). L'apport de matière peut se faire sous forme de poudre acheminée par un gaz porteur (figure 1.1 (c)), ou bien sous forme de fil ([AHN 21]).

Dans cette étude, c'est ce dernier procédé qui est utilisé, dont le fonctionnement est détaillé dans la prochaine section.

### 1.1.1 Principe de fonctionnement du DED-LB

Le procédé DED-LB se découpe en 3 étapes successives :

1. la conception de la pièce sur un logiciel de CAO et son découpage en tranches qui permet de générer les trajectoires du robot pour sa fabrication. Il existe des logiciels qui permettent de réaliser cette étape automatiquement. Ils se sont largement répandus avec l'impression 3D plastique et permettent généralement de produire un *G-code* qui est le langage de communication avec les machines outils le plus utilisé.
2. Le choix des paramètres opératoires de la fabrication (vitesse du robot, puissance du laser, débit de poudre...). Leur influence sur la fabrication est discutée dans le prochain sous-chapitre (section 1.1.2).
3. La fabrication de la pièce, dont le processus est détaillé ci-dessous.



**FIGURE 1.1:** Schéma des procédés de fabrication additive : (a) fusion sur lit de poudre, (b) fabrication arc-fil (DED-GMA) et (c) fabrication directe par projection laser (DED-LB).

Pour fabriquer une pièce en ajoutant de la matière couche par couche, il faut deux éléments : un apport d'énergie et un apport de matière. En DED-LB, l'apport d'énergie se fait grâce à une source laser avec un spot focal d'environ 1 mm de diamètre. Pour ce type de procédé, il y a principalement 2 types de lasers, les lasers CO<sub>2</sub> et les lasers à diode. La fusion laser permet de vraiment cibler la zone de fusion et de conserver des dimensions de bain de fusion très faibles qui limitent l'apparition de défauts (section 1.2). L'apport de matière sous forme de poudre peut se faire de 3 manières différentes : avec un jet latéral, avec plusieurs jets latéraux ou avec un jet coaxial au laser. Ce dernier choix est le plus répandu car il permet à la fois un meilleur rendement de la quantité de poudre utilisée par rapport à la quantité de poudre apportée, et une auto-régulation du procédé (figure 1.2).

Généralement, la poudre est stockée à part dans des mélangeurs qui permettent d'éviter l'agglomération des grains entre eux et l'absorption d'humidité. Elle est acheminée jusqu'à la zone de fabrication grâce à un gaz d'apport inerte (de l'argon, de l'azote ou de l'hélium). Ce gaz permet à la fois d'apporter la poudre, mais aussi d'inertiser la zone de fabrication et de la protéger contre l'oxydation en chassant l'oxygène (figure 1.1 (c)).

Il y a une très forte interaction entre la poudre et le laser juste au-dessus du substrat (figure 1.1 (c)). Les particules de poudres absorbent une partie de l'énergie du laser avant d'arriver sur le bain de fusion ce qui entraîne à la fois une atténuation de l'énergie apportée, et un préchauffage des grains de poudre ([GUA 20]). La diffusion de chaleur dans les pièces métalliques est très rapide, et la zone liquide se solidifie après le déplacement du laser sur la couche en cours de fabrication.

Finalement, dans le procédé DED-LB, il y a une très forte interaction entre le jet de poudre, le faisceau laser et le bain de fusion. Le choix des paramètres opératoires a un impact direct sur ces trois aspects.

### 1.1.2 Influence des paramètres opératoires

Les paramètres opératoires vont influencer 4 caractéristiques des pièces fabriquées en DED-LB :

1. les caractéristiques géométriques des cordons de matières déposés (hauteur et largeur du dépôt),
2. l'état de surface,
3. les contraintes résiduelles ([LU 19]),
4. l'aspect métallurgique : microstructure, dureté, composition chimique ([MAR 18, ZHE 19]).

Cette étude s'intéresse aux dimensions du bain de fusion, qui garantit en grande partie la bonne qualité de la pièce. Il existe globalement 3 régimes de fabrication ([YUA 22]) :

1. la **sur-fusion** lorsque l'apport d'énergie est trop important, et que le bain fondu est trop gros, auquel cas l'épaisseur de la couche fabriquée est trop faible et est refusionnée à chaque passage du laser.
2. la **fusion normale** lorsque les paramètres permettent une fabrication sans défauts apparents.
3. la **fusion incomplète** lorsque l'apport d'énergie est insuffisant ou que l'apport de matière est trop important, auquel cas le bain fondu est trop petit pour faire fondre toute la poudre qui est envoyée dedans, et des défauts apparaissent (porosités, manques de fusions...).

Ces trois éléments soulignent l'importance du choix des paramètres opératoires en DED-LB. Au lieu de prendre chaque paramètre opératoire indépendamment et d'étudier son impact sur la fabrication, deux grandeurs plus globales sont définies : la densité d'énergie ( $E$  en  $J.mm^2$ ) et la quantité de matière ( $A$  en  $g.mm^2$ ). Elles s'écrivent en fonction de 4 paramètres :

$$E = \frac{P}{v_{laser}\phi_{laser}}, \quad (1.1)$$

et

$$A = \frac{Q_p}{v_{laser}\phi_{laser}}, \quad (1.2)$$

avec :

- $v_{laser}$  la vitesse d'avance du laser (en  $mm.s^{-1}$ ),
- $P$  la puissance du laser (en W),
- $\phi_{laser}$  le diamètre du faisceau laser (en mm),
- $Q_p$  le débit de poudre (en  $g.s^{-1}$ ).

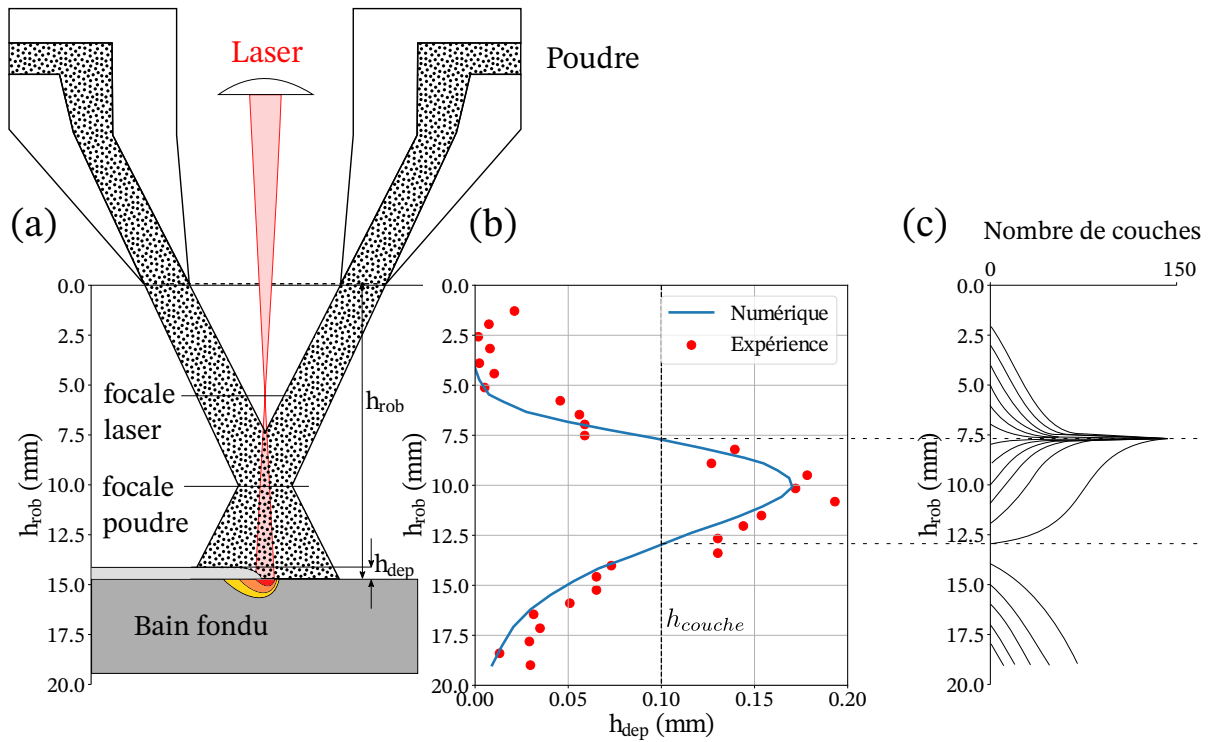
Lorsque  $E$  augmente, le bain de fusion est plus grand et plus profond (avec donc une meilleure pénétration dans le substrat). En revanche lorsque  $A$  augmente, la hauteur de couche augmente, mais les dimensions du bain de fusion et sa pénétration dans le substrat diminuent. Lorsque la pénétration est trop faible, voire inexistante, les couches successives ne sont pas solidaires les unes des autres et les pièces ainsi fabriquées risquent de s'effriter.

Le réglage correct de ces deux grandeurs permet d'entamer une fabrication dans de bonnes conditions. Ensuite, au fur-et-à-mesure de la fabrication, le procédé DED-LB va avoir tendance à s'auto-réguler.

Soit :

- $h_{consigne}$  le déplacement vertical du robot (en mm) après la fabrication d'une couche (c'est une valeur réglée manuellement avant le début de la fabrication),
- $h_{rob}$  la distance entre la buse et le substrat (en mm),
- $h_{dep}$  la hauteur du dépôt (en mm).

Dans l'idéal, il faudrait que  $h_{consigne} = h_{dep}$  pour qu'à chaque nouvelle couche, les conditions de fabrication soient les mêmes. En pratique, la hauteur du dépôt est très dépendante de  $h_{rob}$ . Sur la figure 1.2 (b), les hauteurs de dépôts ( $h_{dep}$ ) ont été calculées en fonction de  $h_{rob}$ , pour de l'acier inoxydable 316L, avec  $h_{consigne} = 0.10$  mm ([HAL 19]). Leur distribution suit une loi gaussienne centrée autour d'une distance



**FIGURE 1.2:** Mécanisme d'autorégulation de la hauteur de dépôt en DED-LB [HAL 19]. (a) Schéma de l'apport de poudre et du laser en DED-LB. (b) Hauteurs de dépôt en fonction de la hauteur de la buse par rapport au substrat. (c) Autorégulation de la hauteur de la buse par rapport au substrat selon le nombre de couches.

buse-substrat ( $h_{\text{rob}}$ ) de 10 mm (proche du plan focal du jet de poudre). Le processus itératif suivant permet de comprendre l'autorégulation de la hauteur du dépôt :

1. une première couche est fabriquée avec  $h_{\text{rob}}^1 = 10$  mm. Alors  $h_{\text{dep}}^1 = 0.17$  mm (figure 1.2 (b)).
2. La buse se déplace verticalement de  $h_{\text{consigne}} = 0.10$  mm (c'est une consigne qui a été rentrée par un opérateur avant le début de la fabrication).
3. La nouvelle distance de travail est  $h_{\text{rob}}^2 = 10 + 0.1 - 0.17 = 9.93$  mm. Donc  $h_{\text{dep}}^2 = 0.17$  mm.
4. La buse se déplace verticalement de  $h_{\text{consigne}} = 0.10$  mm.
5. La nouvelle distance de travail est  $h_{\text{rob}}^3 = 9.93 + 0.1 - 0.17 = 9.86$  mm. Donc  $h_{\text{dep}}^3 = 0.16$  mm.
6. Ainsi de suite ...
7. Après  $n$  couches,  $h_{\text{dep}}^n$  tend vers la valeur d'équilibre  $h_{\text{consigne}}$ , et  $h_{\text{rob}}^n$  tend vers 7.5 mm (dans le cas de cet exemple, figure 1.2 (c)).

Cette auto-régulation est en partie due à la séparation des deux plans focaux du laser et de la poudre. Lorsque le substrat et la buse laser sont trop proches l'un de l'autre, la quantité de poudre apportée dans le bain est très faible et les couches déposées sont de quelques dixièmes de millimètre (régime de sur-fusion). En revanche, lorsque la buse et le substrat s'éloignent, le spot laser augmente, la quantité de poudre également, et les couches déposées sont beaucoup plus hautes. Cette observation est vraie jusqu'à une certaine distance, puisque au-delà d'une distance critique entre la buse et le substrat, le laser est trop défocalisé et n'apporte plus assez d'énergie dans le bain pour fondre la poudre ou créer un bain de fusion suffisamment grand (régime de fusion incomplète).

## 1.2 Prévention et détection des défauts

Le DED-LB est un procédé avec de forts gradients thermiques, des vitesses de refroidissement rapides et des phases de refusion et de réchauffement lors des passages successifs du laser. Ces effets thermiques amènent des changements de phases et de microstructures, des contraintes résiduelles, des porosités et des fissures ([SVE 21]). Il existe différentes manières de contrôler ces défauts après la fabrication (tableau 1.1).

Défaut	Origine du défaut	Méthode d'identification du défaut
Contraintes résiduelles et déformations	Forts gradients thermiques et solidification rapide du bain de fusion	Diffraction par rayons X, microscopie optique après polissage et attaque chimique
Porosités	Grains de poudres non fondus dans le bain ou bulles de gaz emprisonnées dans le bain suite à la vaporisation du métal	Tomographie*, radioscopie X*, ultrasons*, microscopie optique
Fissures	Forts gradients thermiques et solidification rapide du bain de fusion ou manque de fusion ou sur-fusion	Tomographie*, radioscopie X*, ultrasons*, microscopie optique
Etat de surface	Dépôt de poudre non fondue sur la surface de la pièce ou vitesse de déplacement du laser trop rapide	Profilométrie*, microscopie électronique à balayage

**TABLE 1.1:** Principaux défauts et les moyens d'identification associés en DED-LB ([SVE 21]).  
\*Contrôles non destructifs.

Bien qu'une multitude de méthodes existent pour caractériser les défauts des pièces post-mortem, l'idéal serait de les éviter lors de la fabrication. La simulation du procédé et le contrôle in-situ sont deux approches complémentaires qui visent respectivement à sélectionner les paramètres opératoires optimaux et identifier la formation de défauts au cours de la fabrication.

### 1.2.1 Simulation a priori

La simulation du procédé de fabrication peut se faire à différentes échelles selon l'objectif recherché :

1. les **modèles macroscopiques**, à l'échelle de la pièce, permettent d'avoir une idée de l'accumulation de chaleur dans le substrat et d'adapter la trajectoire de fabrication de sorte à homogénéiser la température ([MIC 14, STE 18, HEI 15]).
2. Les **simulations mésoscopiques**, à l'échelle du bain de fusion, permettent de choisir les paramètres opératoires qui régulent l'apport d'énergie et de matière de sorte à ce que les dimensions du bain de fusion soient adaptées à la quantité de poudre apportée ([ZHA 21a]).
3. Les **simulations microscopiques** sont plus orientées sur la solidification de la zone fondue, et l'évolution de la microstructure ([BAY 18]).



Ces simulations entremêlent des notions de physique différentes et complexes ([COO 20]) : thermodynamique, mécanique des fluides, interactions des particules entre elles, interaction des particules avec le bain de fusion, changement d'état physique ... Elles sont très coûteuses en terme de temps et de ressources de calcul. Dans la plupart des cas, des hypothèses sont faites pour permettre l'accélération des simulations, soit en passant sur des modèles analytiques ([FAT 06]), ou hybride ([PEY 08]). L'essor de l'intelligence artificielle facilite également l'apparition de nouveaux modèles qui s'inspirent soit de données expérimentales ([AKB 22, ZHA 21b]), soit de résultats de simulations complexes pour interpoler le résultat sur des plages de paramètres plus étendues (on parle de réduction de modèle). Finalement, bien que ces modèles permettent de mieux appréhender les mécanismes qui gouvernent la fabrication additive, ils n'en restent pas moins des modèles et des approximations de la réalité.

### 1.2.2 Détection des défauts et contrôle *in situ*

Les procédés de fabrication additive ont souvent lieu dans des espaces clos pour permettre l'inertage de la zone de travail. Pour pouvoir effectuer des mesures sur les pièces en cours de fabrication, il faut des dispositifs à la fois résistants pour mesurer des phénomènes au delà de 1000 °C, et embarquables pour être montés dans les cabines de fabrication. Le moyen le plus efficace et le plus abordable est le contrôle optique, via des caméras qui peuvent se monter sur les buses laser pour avoir une vue de dessus ou déportée du bain de fusion. Grâce à des caméras optiques, plusieurs aspects de la fabrication ont pu être contrôlés :

1. les **dimensions du bain de fusion**. Un seuillage effectué à partir des images en niveaux de gris de la zone impactée par le laser permet d'en calculer sa largeur, sa longueur et son aire. A noter que dans ce cas, les métriques ne correspondent pas nécessairement au bain de fusion puisqu'aucune mesure thermique n'est réalisée. Il s'agit de grandeurs propres au procédé de fabrication observé, en DED-LB ([LIU 21, SAM 20]) ou en DED-GMA par exemple ([DEL 23]).
2. La hauteur de couche avec à une caméra thermique avec une vue de dessus du bain de fusion. Grâce à un réseau de neurones, la hauteur de couche est interpolée en fonction des images thermiques ([KIM 23]).

La détection des défauts *in situ* est une porte d'entrée pour le contrôle du procédé en boucle fermée. En identifiant l'instant et le lieu où un défaut apparaît, il devient possible d'ajuster les paramètres de fabrication pour le corriger. En DED-LB, le contrôle en boucle fermée permet de garantir une taille de bain de fusion constante au cours de la fabrication en ajustant par exemple la puissance laser ([AKB 19]). En DED-GMA, qui est un procédé de fabrication plus rapide que le DED-LB, l'accumulation de chaleur est un phénomène plus marqué en bout de cordon où la dissipation thermique est plus faible. Le contrôle en boucle fermée permet aujourd'hui d'améliorer les aspects des pièces fabriquées et de réduire les étapes d'usinage post fabrication ([GIB 20, DEL 23]).

### 1.3 Mesure de température sans contact

De manière naïve, toute mesure, suppose une interaction entre la grandeur mesurée et l'appareil de mesure. Dans l'industrie, les mesures de températures sont souvent réalisées par contact, à l'aide d'un thermomètre ou de thermocouples. Cette notion de contact introduit deux contraintes : il faut que la zone mesurée soit accessible physiquement, et que le maintien du point de contact soit possible au cours du temps. Le DED-LB consiste à déposer de la matière là où il n'y en avait pas auparavant, via un bain de fusion qui passe de l'état solide à liquide. Il s'agit typiquement d'un cas où la mesure par contact ne peut pas être mise en œuvre. La mesure de température sans contact consiste à mesurer le rayonnement thermique émis par un corps et extrapoler sa température.

### 1.3.1 Principes théoriques

Lorsqu'un corps a une température supérieure au zéro absolu, il émet un rayonnement thermique sous forme d'ondes électromagnétiques qui se propagent dans le vide ou dans des milieux transparents à ce type d'ondes (l'air par exemple). Le rayonnement thermique est caractérisé par une gamme de longueur d'onde entre  $0.3 \mu\text{m}$  et  $1000 \mu\text{m}$ . Cette bande spectrale contient les rayonnements ultraviolet (UV), visible et infrarouge (IR) (figure 1.3).

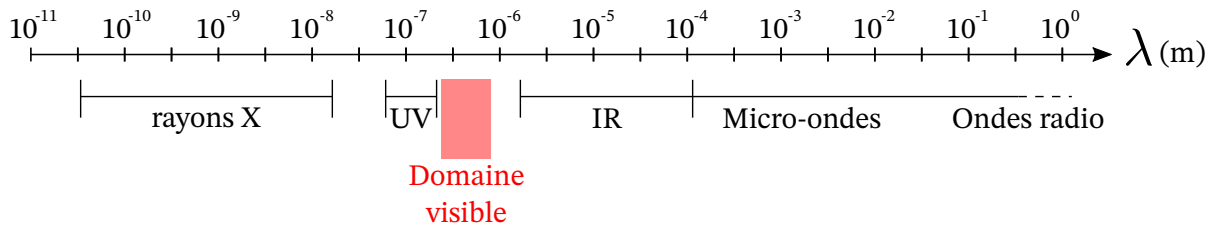


FIGURE 1.3: Bande spectrale des ondes électromagnétiques (des rayons X aux ondes radio).

Tous les corps sont à la fois des sources, mais également des récepteurs. Lorsqu'un rayonnement impacte une surface, trois phénomènes se produisent : l'absorption, la transmission et la réflexion (figure 1.4).

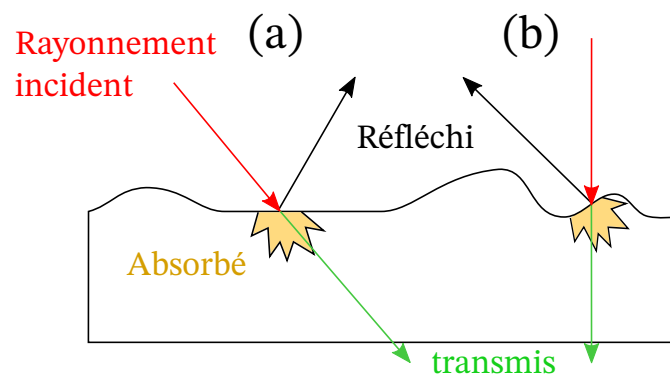


FIGURE 1.4: Rayonnements incident, absorbé, transmis et réfléchi.

Le coefficient d'absorption ( $\alpha$ ) d'un corps quantifie la quantité de rayonnement qui est absorbée et convertie en chaleur dans le matériau. Il varie entre 0 (pour un corps parfaitement réfléchissant) à 1 (pour un corps parfaitement absorbant). Le coefficient de réflexion ( $r$ ) quantifie le rayonnement qui est réfléchi par la surface du corps. Le coefficient de transmission ( $\tau$ ), dans le cas de matériaux transparents, représente la quantité de rayonnement qui traverse le corps sans être affecté. Lorsque la transmission est nulle, on parle de surface **opaque**.

A l'inverse de ces trois grandeurs, l'émissivité ( $\epsilon$ ) d'un corps traduit sa capacité à émettre un rayonnement thermique (dont il est la source). Elle varie également entre 0 et 1.

La première loi de Kirchoff énonce que pour un corps en équilibre thermodynamique et à température constante, sa capacité à absorber le rayonnement à une longueur d'onde donnée est égale à sa capacité à émettre du rayonnement à cette même longueur d'onde (équation 1.3).

$$\alpha(\lambda) = \epsilon(\lambda) \quad (1.3)$$

La seconde loi de Kirchoff (équation 1.4) indique que pour un corps en équilibre thermodynamique, la somme des trois grandeurs énoncées juste avant est égale à 1 :

$$r + \alpha + \tau = 1. \quad (1.4)$$

### 1.3.2 Corps noir

Le corps noir est un corps idéal qui absorbe tout rayonnement incident, quelle que soit sa longueur d'onde ou son angle d'incidence. Il apparaît donc effectivement noir puisqu'il absorbe tout les rayonnements du domaine visible et n'en réfléchit aucune. C'est également le cas dans les domaines infrarouge et ultraviolet. Quand un corps noir est chauffé, il va rayonner et émettre de l'énergie qui sera uniquement fonction de sa température et de la longueur d'onde. Ce type de corps est utilisé comme étalon pour la mesure du rayonnement.

Le rayonnement d'un corps est quantifié par sa **luminance** ( $L$  en  $\text{W.m}^{-2}$ ). La loi de Planck permet de connaître la luminance d'un corps noir, en fonction de sa température et pour une longueur d'onde donnée :

$$L^0(\lambda, T) = \frac{C_1 \lambda^{-5}}{\exp\left(\frac{C_2}{T\lambda}\right) - 1}, \quad (1.5)$$

où  $C_1$  et  $C_2$  sont deux constantes calculées telles que :

1.  $C_1 = 2hc^2 = 1.19104 \times 10^{-16} \text{ W.m}^2$ ,
2.  $C_2 = \frac{hc}{k} = 1.43877 \times 10^{-2} \text{ m.K}$ ,

avec :

- $h$  la constante de Planck ( $6.62607 \times 10^{-34} \text{ J.s}$ ),
- $k$  la constante de Boltzmann ( $1.38065 \times 10^{-23} \text{ J.K}^{-1}$ ),
- $c$  la vitesse de la lumière dans le vide ( $2.99792 \times 10^8 \text{ m.s}^{-1}$ ).

L'approximation de Wien indique que lorsque  $\lambda T \ll C_2$ , alors la loi de Planck peut se simplifier de la façon suivante :

$$L^0(\lambda, T) = \frac{C_1 \lambda^{-5}}{\exp\left(\frac{C_2}{T\lambda}\right)}, \quad (1.6)$$

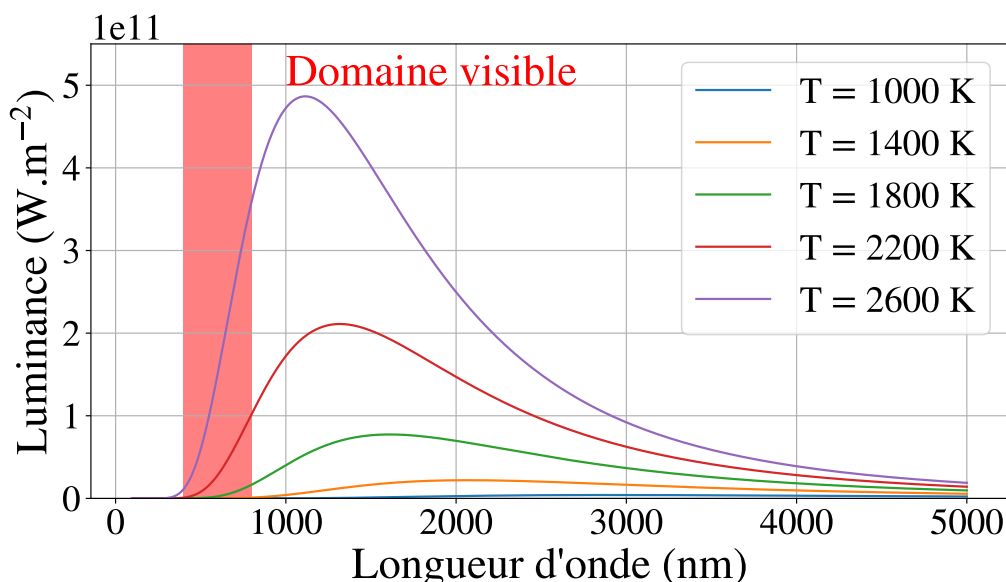


FIGURE 1.5: Luminance d'un corps noir pour différentes températures.

On peut faire plusieurs remarques sur l'évolution de  $L^0(\lambda, T)$  en fonction de  $\lambda$  pour différentes températures (figure 1.5) :

1. toutes les courbes sont continues et atteignent un maximum ( $\lambda_{max}$ ), ce qui signifie que pour une température donnée, un corps peut rayonner de la même façon pour 2 longueurs d'ondes différentes, et a un rayonnement maximal à  $\lambda_{max}$ .
2. Les courbes présentent une dyssimétrie importante avant et après leur maximum. La luminance augmente très rapidement pour les faibles longueurs d'onde, et décroît plus lentement pour les longueurs d'ondes supérieures à  $\lambda_{max}$ .
3. La luminance croît avec la température (plus un corps noir est chaud, plus il rayonne), et les courbes isothermiques ne se coupent jamais entre elles.

### 1.3.3 Corps quelconque

En réalité, pratiquement aucun corps connu ne se comporte comme un corps noir, qui est un objet théorique de référence. Tous les autres corps réels rayonnent moins que les corps noir, et l'émissivité ( $\epsilon$ ) permet de quantifier cette variation.

#### 1.3.3.1 Définition de l'émissivité

Il existe 4 types d'émissivités spécifiques classées selon les domaines spatiaux et spectraux du rayonnement. D'un point de vue spatial, elle peut être directionnelle (selon une seule direction) ou hémisphérique (pour l'ensemble des directions), et d'un point de vue spectral, soit monochromatique (pour une seule longueur d'onde), soit totale (sur l'ensemble de la bande spectrale).

**Emissivité monochromatique directionnelle ( $\epsilon_\lambda$ ).** Elle s'exprime comme le ratio de la luminance d'un corps quelconque ( $L(\lambda, T)$ ) par rapport à la luminance d'un corps noir à la même température ( $L^0(\lambda, T)$ ) :

$$\epsilon_\lambda(\lambda, T, \theta) = \frac{L(\lambda, T, \theta)}{L^0(\lambda, T)}, \quad (1.7)$$

où  $\theta$  correspond à l'angle entre la surface étudiée et le moyen d'observation. Pour un corps noir, la luminance est indépendante de la direction de l'observation.

Quand  $\theta$  vaut 0, on parle d'émissivité **normale** monochromatique notée  $\epsilon_n(\lambda, T)$ .

**Emissivité totale directionnelle ( $\epsilon_{totale}(T, \theta)$ ).** Il s'agit du rapport entre la luminance de la surface d'un corps quelconque avec celle d'un corps noir sur l'ensemble du spectre électromagnétique.

$$\epsilon_{totale}(T, \theta) = \frac{\int L(\lambda, T, \theta) \cdot d\lambda}{\int L^0(\lambda, T) \cdot d\lambda}, \quad (1.8)$$

**Emissivité totale hémisphérique ( $\epsilon_{totale}(T)$ ).** Cette grandeur est particulièrement intéressante pour les thermiciens qui s'intéressent aux bilans thermiques entre deux surfaces opaques, dans toutes les directions et sur toute la bande spectrale.

$$\epsilon_{totale}(T) = \frac{\int L(\lambda, T, \theta) \cdot \sin\theta \cdot \cos\theta \cdot d\lambda}{\int L^0(\lambda, T) \cdot \sin\theta \cdot \cos\theta \cdot d\lambda}, \quad (1.9)$$

Dans la suite de cette étude, seule l'émissivité directionnelle monochromatique sera considérée et notée  $\epsilon$  par défaut. L'émissivité d'un corps noir est égale à 1 ( $\epsilon^0 = 1$ ).

Il existe différentes méthodes pour mesurer l'émissivité :

- *calorimétrique*, qui consiste à chauffer une éprouvette dans un environnement extrêmement contrôlé dans lequel il est possible de faire le bilan énergétique des échanges thermiques en jeu, et de le mesurer ([BUR 15, DAS 49]).
- *Radiométrique*, qui consiste à comparer la luminance de la surface étudiée avec celle d'un corps noir chauffé à la même température ([HON 15, FUR 00]).
- *Réfectométrique*, qui consiste à soumettre la surface étudiée à un flux incident connu, et à mesurer le rayonnement réfléchi ([IUC 79]).

Ces méthodes permettent d'effectuer une mesure de l'émissivité sur une surface donnée dans des conditions bien précises. Or, il s'avère que l'émissivité varie selon de nombreux facteurs et que connaître l'émissivité d'une surface sous n'importe quelles conditions est impossible.

### 1.3.3.2 Facteurs influençant l'émissivité

La mesure de température via le rayonnement est une méthode qui permet d'estimer la température d'une surface rapidement et sans contact. Elle requiert toutefois de connaître l'émissivité de la surface pour pouvoir retrouver la température à partir du rayonnement (équation 1.7). Pour les métaux, l'émissivité varie en fonction de nombreux paramètres :

1. la température (figure 1.6 (a)),
2. la longueur d'onde (figure 1.6 (b)),
3. l'angle d'observation (figure 1.6 (c)),
4. l'état (solide ou liquide) de la surface (figure 1.6 (d)),
5. l'oxydation (figure 1.6 (e)).

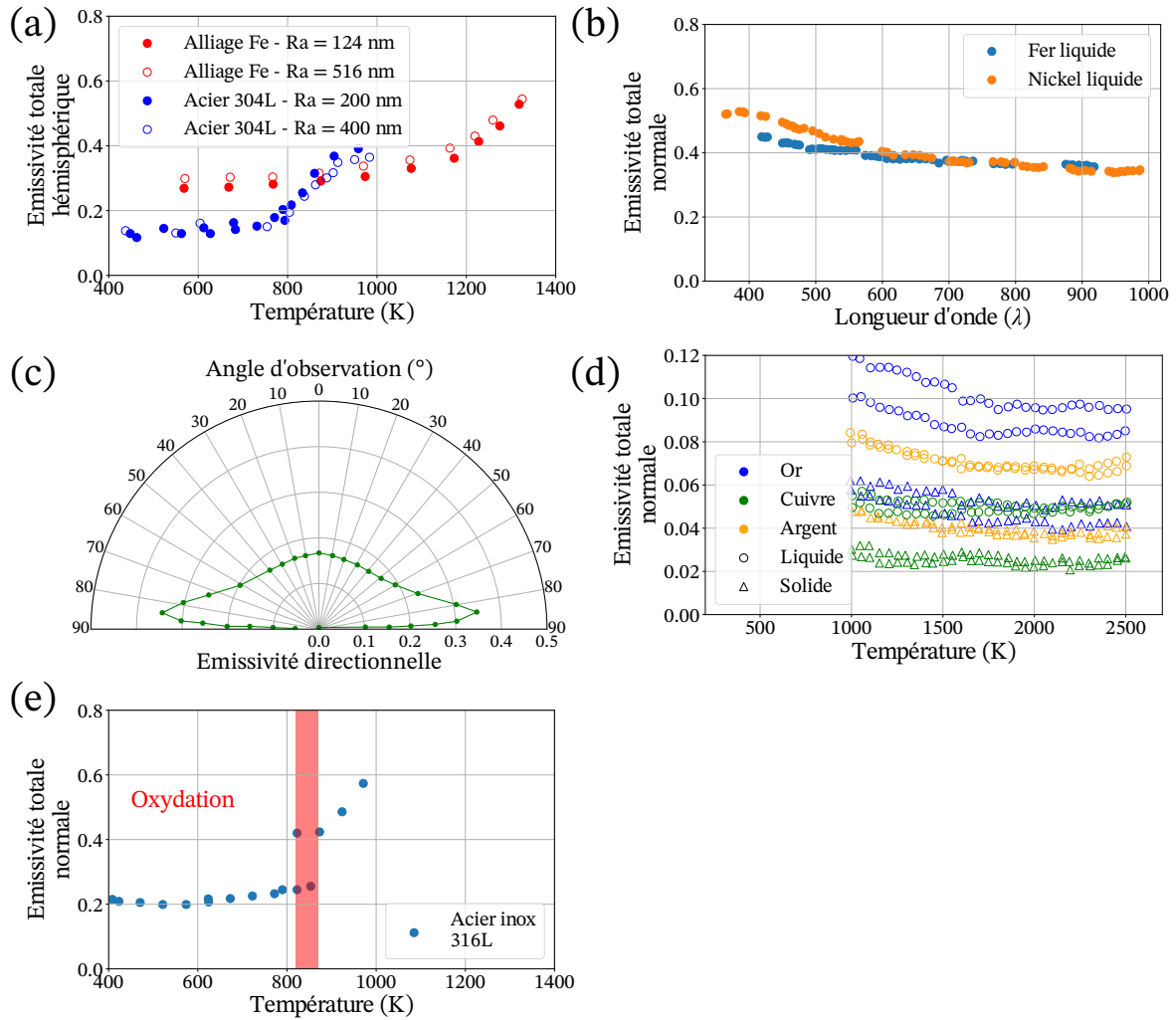
L'apparition d'une couche d'oxyde sur une surface a tendance à énormément faire varier son émissivité et donc à rendre l'estimation de la température plus incertaine. Dans le cadre des métaux, on parle généralement de **corrosion** suite à la réaction chimique entre le métal et un oxydant. Les alliages ferreux ont tendance à rouiller et prendre une couleur orange par exemple. Contrairement au métal, la couche d'oxydation ne conduit pas le courant, elle est dite diélectrique, et son émissivité est très différente de celle de l'acier, d'où les variations d'émissivité lors de l'apparition des premiers micromètres d'oxydes sur la surface.

Bien qu'il existe des méthodes analytiques qui permettent de modéliser l'impact de l'oxydation sur l'émissivité ([SHI 15]), elles sont restreintes à une plage de paramètres limitée, et il faudrait refaire une étude pour chaque matériau.

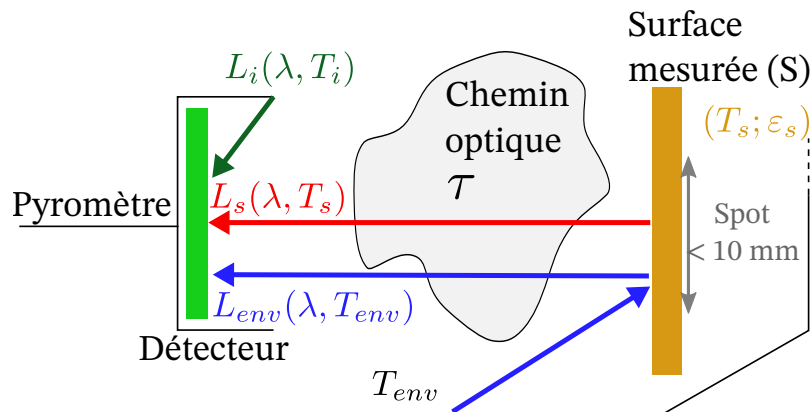
Dans le cadre du DED-LB, le bain de fusion réunit toutes les sources d'incertitudes citées précédemment. Avec la présence d'une phase liquide et solide, d'amas de poudre qui se déposent sur la zone fondue, d'une surface non plane et d'oxydes qui se forment lors du refroidissement du bain, il faudrait affecter une valeur différente d'émissivité sur chaque zone d'une image pour pouvoir estimer sa température en chaque pixel.

### 1.3.4 Dispositifs de thermographie sans contact

La thermographie sans contact consiste à mesurer le rayonnement d'une surface ( $L_s$ ) afin d'en calculer sa température. Tout ce qui se trouve entre la surface en question et l'appareil de mesure est appelé le chemin optique. Idéalement, il s'agit d'un milieu entièrement transparent qui laisse passer 100% du rayonnement, mais en fabrication additive par exemple, des fumées peuvent se dégager de la zone de fusion et perturber le signal (figure 1.7). De la même manière, le flux lumineux total reçu par l'appareil de mesure est perturbé par les flux environnants : à la fois celui de l'appareil de mesure lui-même ( $L_i$ ) et celui de l'environnement autour de la surface mesurée ( $L_{env}$ , [ARA 17]). En général, le diamètre du spot de mesure d'un pyromètre varie entre 1 et 10 mm (ces mesures sont considérées comme ponctuelles).



**FIGURE 1.6:** Impact de différents facteurs sur l'émissivité : (a) la température ([OTS 05]) et l'état de surface ([FU 12]), (b) la longueur d'onde ([KRI 97]), (c) l'angle d'observation ([MON 16a]), (d) l'état solide ou liquide ([WAT 03]) et (e) l'oxydation ([MOH 20]).



**FIGURE 1.7:** Schéma des flux lumineux reçus sur le détecteur d'un pyromètre.

### 1.3.4.1 Pyrométrie monochromatique

Le pyrométrie monochromatique signifie que les mesures du flux lumineux sont réalisées à une seule longueur d'onde  $\lambda$ . Comme l'indique la figure 1.7, le flux total reçu par le détecteur est composé de :

1. la luminance de la surface :  $L_s(\lambda, T_s) = \epsilon_s(\lambda) \times \tau(\lambda) \times L^0(\lambda, T_s)$ . Avec  $\epsilon_s$ , l'émissivité de la surface

$S$ ,  $T_s$  sa température et  $\tau$  la transmissivité du chemin optique.

2. La luminance de l'environnement dont le rayonnement est réfléchi sur la surface :  $L_{env}(\lambda, T_s) = (1 - \epsilon_s(\lambda)) \times \tau(\lambda) \times L^0(\lambda, T_{env})$ . Avec  $T_{env}$  la température de l'environnement autour de la surface qui est considérée comme uniforme, et le terme  $(1 - \epsilon_s(\lambda))$  correspond à la réflexivité de la surface (opaque,  $\tau = 0$ ) selon la deuxième loi de Kirchoff (équation 1.4). Dans le cas où la température de la surface observée est bien supérieure à la température environnante, le flux lumineux réfléchi sur la surface est négligé ([ARA 16]).
3. La luminance du pyromètre :  $L_i(\lambda, T_i)$  qui peut être négligée ([MIN 09]).

Finalement, dans le cas du DED-LB où les températures sont supérieures à 1000 K, la luminance d'une surface quelconque ( $L_S(\lambda, T_s)$ ) à la température  $T_s$  observée coaxialement à sa normale s'écrit :

$$L_S(\lambda, T_s) = \epsilon_s \times \tau \times L^0(\lambda, T_s). \quad (1.10)$$

Dans cette expression, l'émissivité ( $\epsilon_s$ ) introduit la particularité de la surface, et dans la plupart des cas en pyrométrie monochromatique, la transmissivité est supposée totale ( $\tau = 1$ ). Aussi, il existe une température  $T_0$  à laquelle un corps noir rayonne de manière équivalente à la surface considérée :

$$\epsilon_s \times L^0(\lambda, T_s) = L^0(\lambda, T_0). \quad (1.11)$$

$T_0$  est généralement déterminé grâce à une étape de calibration sur corps noir. Dans cette égalité, les deux luminances sont connues grâce à la loi de Planck (équation 1.6), et la température de la surface est calculée telle que :

$$\frac{1}{T_s} = \frac{1}{T_0} + \frac{\lambda}{C_2} \ln(\epsilon_s). \quad (1.12)$$

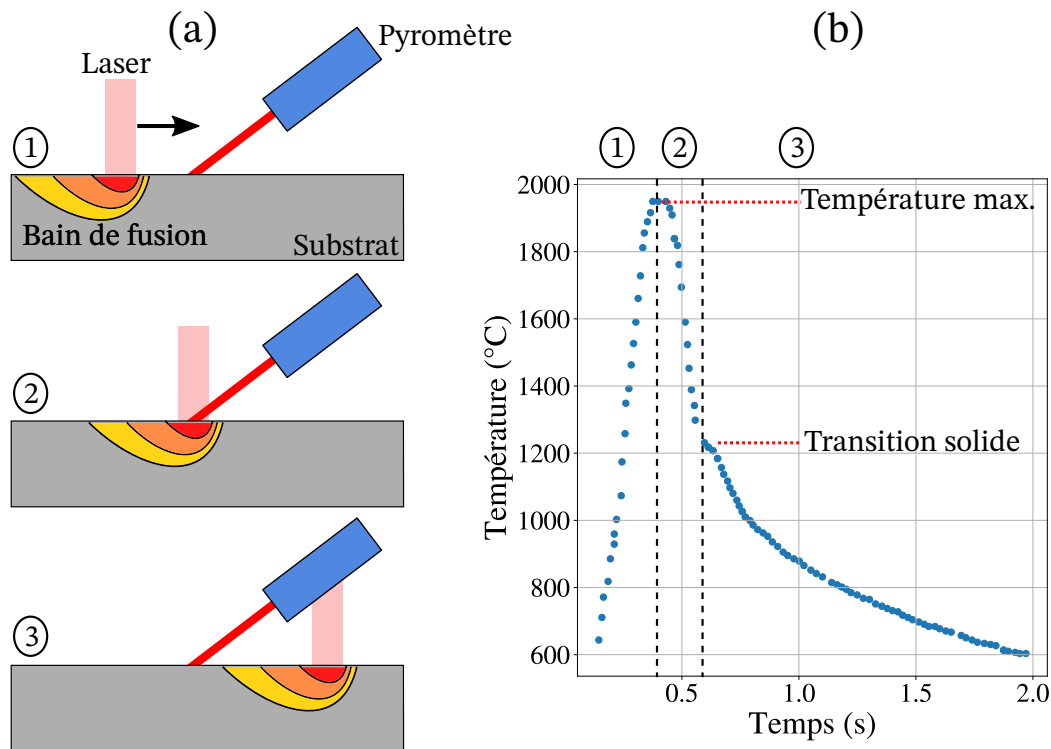
Cette méthode nécessite la connaissance de l'émissivité de la surface, et également un dispositif expérimental capable d'effectuer une mesure à une longueur d'onde unique et précise. Les longueurs d'onde utilisées pour réaliser ces mesures dépendent du domaine d'étude. Les objets avec de faibles températures (de 30 à 1500°C) rayonnent énormément dans le domaine infrarouge. Toutefois, à partir de 1000°C, le rayonnement d'un objet est visible à l'œil nu (un métal très chaud qui rougit par exemple), et le domaine visible permet également de réaliser des mesures thermiques. En DED-LB, les pyromètres monochromatiques ont été utilisés pour connaître l'histoire thermique de la pièce fabriquée ([MUV 17, CAR 10]). En mesurant la température d'un point fixe sur le substrat, ils permettent par exemple d'estimer les vitesses de refroidissement de la pièce (figure 1.8) en fonction des paramètres de la fabrication (vitesse et puissance du laser).

Dans ce cas là, la zone observée par le pyromètre passe de l'état solide à l'état liquide, puis se solidifie à nouveau. Ces changements d'état entraînent nécessairement une variation de l'émissivité qui fausse les estimations de la température.

Un autre moyen d'utiliser les pyromètres est de les coupler avec des caméras infrarouges :

- les pyromètres monochromatiques permettent d'estimer l'émissivité de la zone observée, puis d'utiliser cette valeur pour calibrer les résultats de la caméra infrarouge ([LIU 14]).
- D'autres méthodes consistent aussi à utiliser les résultats d'un pyromètre bichromatique pour corriger de manière systématique les mesures de la caméra IR ([MAR 16]).

Encore une fois, les grandes variations de l'émissivité de la surface en DED-LB sont la source de grosses incertitudes avec ces méthodes quasi ponctuelles où les pyromètres effectuent des mesures sur des zones d'intérêts très réduites. Les caméras IR offrent un grand champ de vue, plus propice à une étude globale du bain de fusion.



**FIGURE 1.8:** (a) Schéma du positionnement du pyromètre lors du passage de la buse laser. (b) Cycle thermique mesuré par le pyromètre bichromatique ([CAR 10])

### 1.3.4.2 Caméras infrarouges ( $\lambda > 900nm$ )

Les caméras infrarouges sont les instruments d'imagerie thermique les plus répandus. Le principe est similaire à celui des pyromètres monochromatiques, mais sur une bande spectrale étendue  $[\lambda_A; \lambda_B]$  et des champs de vues plus importants. Dans l'industrie, elles permettent de contrôler des procédés sur des plages de températures allant de quelques dizaines à plusieurs centaines de degrés ([BAG 13, ALF 19])

En fabrication additive, ce type de caméra a permis d'étudier de nombreux phénomènes autour de la zone de fusion :

- l'évolution des dimensions de la zone fondue au cours du dépôt de matière ([LIU 14]),
- la profondeur du bain de fusion estimée grâce à un réseau de neurones à partir des paramètres de fabrication et des observations sur les images infrarouges ([JEO 21]),
- la hauteur de couche déposée au cours de la fabrication grâce à un réseau de neurones également ([KIM 23]),
- la prédiction de l'apparition de porosités dans la pièce fabriquée ([KHA 19]).

Les limites de cette solution sont de deux natures :

- d'ordre pratique, puisque la réduction de la résolution spatiale et l'augmentation du champ de vue se fait au détriment de l'encombrement des caméras ([EVE 16]), bien qu'aujourd'hui, avec la miniaturisation des composants, les dispositifs se miniaturisent mais leur prix explose.
- la dépendance à l'émissivité, qui est un paramètre qu'il faut régler pour pouvoir estimer la température sur l'image de la caméra IR ([ROD 15]). Si différentes zones de l'images ont une émissivité différente, en particulier en fabrication additive ou en soudage avec le bain de fusion ([KOZ 13]), il est impossible d'avoir une distribution de la température parfaitement correcte sur toute l'image.

D'autres méthodes sont apparues avec des caméras CMOS (*Complementary Metal Oxide Semiconductor* en anglais) ou CCD (*Charge-Coupled Device* en anglais) moins chères que les caméras IR, et qui permettent également de réaliser des cartographies thermiques. Dans ces travaux, c'est une caméra



CMOS qui a été utilisée pour étudier le bain de fusion, à l'aide de la méthode bichromatique (1.3.4.4).

### 1.3.4.3 Hypothèse de corps gris

Lorsque l'émissivité d'un corps ne varie pas selon la longueur d'onde, on parle de **corps gris**. Cela signifie que peu importe la longueur d'onde du rayonnement, l'émissivité est toujours la même. Souvent, cette hypothèse est valide sur une bande spectrale donnée, par exemple le domaine visible ou proche IR.

Avec cette hypothèse, les méthodes bichromatiques permettent de calculer la température d'une surface sans avoir à déterminer son émissivité.

### 1.3.4.4 Méthode bichromatique

La méthode bichromatique permet de s'affranchir de l'émissivité d'une surface pour calculer sa température ([KHA 91]). Elle consiste à réaliser simultanément la mesure de deux luminances à deux longueurs d'onde différentes ( $\lambda_1$  et  $\lambda_2$ ) mais suffisamment proches pour que l'on puisse considérer que l'émissivité reste constante entre  $\lambda_1$  et  $\lambda_2$  :

$$\begin{cases} L^0(\lambda_1, T_1) = \varepsilon_s(\lambda_1) \times \tau(\lambda_1) \times L^0(\lambda_1, T_s), \\ L^0(\lambda_2, T_2) = \varepsilon_s(\lambda_2) \times \tau(\lambda_2) \times L^0(\lambda_2, T_s). \end{cases} \quad (1.13)$$

En calculant le ratio de  $L^0(\lambda_1, T_1)$  sur  $L^0(\lambda_2, T_2)$ , la température de la surface observée s'écrit :

$$T_s = \frac{C_2 \left( \frac{1}{\lambda_2} - \frac{1}{\lambda_1} \right)}{5 \ln \left( \frac{\lambda_1}{\lambda_2} \right) + \ln \left( \frac{L^0(\lambda_1, T_1)}{L^0(\lambda_2, T_2)} \right) + \ln \left( \frac{\varepsilon_s(\lambda_2)}{\varepsilon_s(\lambda_1)} \right) + \ln \left( \frac{\tau(\lambda_2)}{\tau(\lambda_1)} \right)}. \quad (1.14)$$

Le ratio des deux luminances fait apparaître le ratio des émissivités aux deux longueurs d'ondes, et dans le cas d'un corps gris, ce ratio est égal à 1. De la même manière, lorsque la transmissivité ne varie pas entre les deux longueurs d'onde choisies, ce ratio est égal à 1. Il a été montré que cette méthode de mesure de température était particulièrement efficace dans les domaines spectraux visible et proche IR ([DUV 08]).

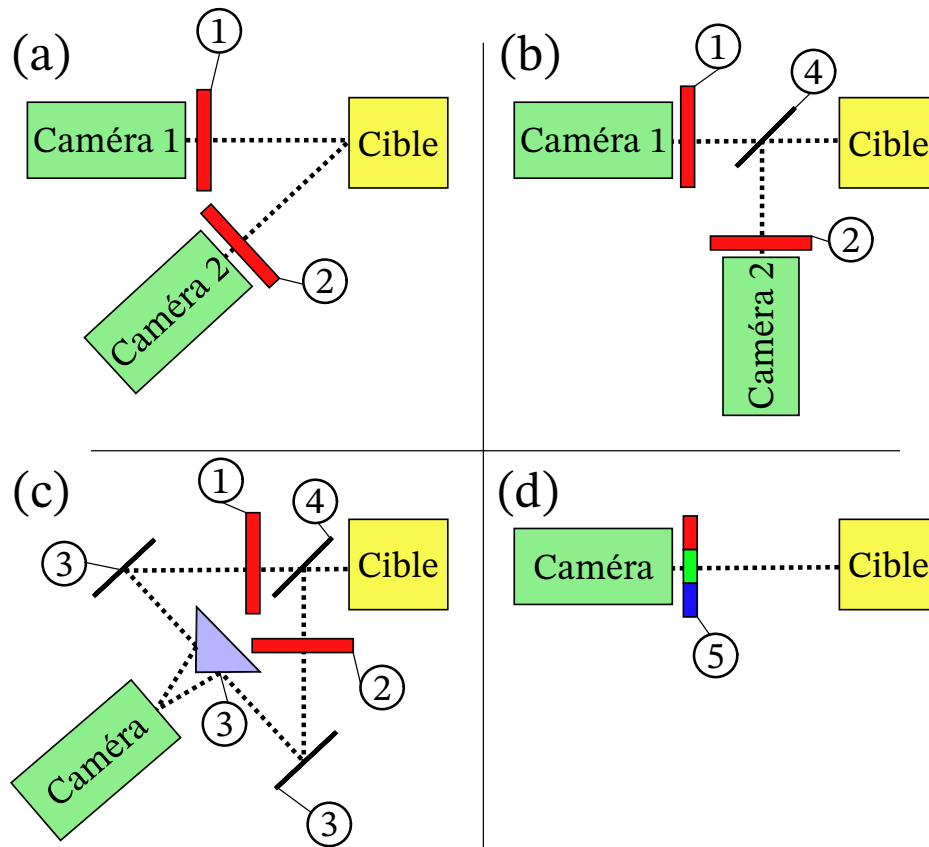
Il existe différents dispositifs pour mettre en œuvre la méthode bichromatique.

Soit avec 2 caméras :

1. en les plaçant de sorte à ce qu'elles observent la même scène mais sous un angle différent. Il faut ensuite prendre en compte dans le traitement des images le décalage d'une caméra par rapport à l'autre. Comme l'émissivité varie en fonction de l'angle d'incidence, cette configuration augmente les sources d'erreurs (figure 1.9 (a)).
2. En séparant le faisceau optique en 2 parties qui sont filtrées aux deux longueurs d'ondes  $\lambda_1$  et  $\lambda_2$ , puis observées par deux caméras indépendantes ([MON 17], figure 1.9 (b)).

Soit avec une seule caméra :

1. en séparant le faisceau optique en 2 parties qui sont filtrées indépendamment aux deux longueurs d'ondes  $\lambda_1$  et  $\lambda_2$ , puis un jeu de miroirs permet de renvoyer ces deux images sur la même caméra (figure 1.9, [HAO 20, VAL 22]). Le placement des miroirs et du prisme est très important pour s'assurer d'avoir deux images similaires (figure 1.9 (c)).
2. En utilisant un filtre Bayer qui permet de prendre des images sur 3 canaux de couleurs rouge, vert et bleu (RGB pour *Red, Green and Blue* en anglais) puis d'utiliser 2 de ces canaux pour faire de la mesure bichromatique ([JEG 23], figure 1.9 (d)). Cette méthode est détaillée dans le second chapitre (section 2.3).



**FIGURE 1.9:** Différents dispositifs expérimentaux pour mesurer les luminances d'une même scène à deux longueurs d'onde différentes. (1) Filtre passe-bande centré sur  $\lambda_1$ , (2) filtre passe-bande centré sur  $\lambda_2$ , (3) prisme, (4) miroir semi-réfléchissant, (5) filtre RGB.

Dans la plupart des cas, ces méthodes se basent sur l'hypothèse de corps gris, qui permet de se passer de la mesure de l'émissivité de la surface étudiée. Il existe cependant des méthodes basées sur la thermoréfectométrie (bichromatique [SEN 12, GIL 14], ou trichromatique [SEN 19]) qui consistent à effectuer 2 mesures sur la surface observée :

- une mesure de l'intensité lumineuse,
- une mesure de la réflectivité.

Les mesures de la réflectivité (réalisées à deux longueurs d'onde différentes), permettent de retrouver l'émissivité de la surface et de réaliser la mesure de température selon la méthode bichromatique sans postuler l'hypothèse de corps gris. Expérimentalement, les méthodes de thermorefectométrie nécessitent une seule caméra, une roue motorisée équipée de filtres montée devant la caméra, et au moins une source laser pour effectuer les mesures de réflectivité. Chaque pixel du capteur doit être calibré en tant que radiamètre et reflectomètre. La mesure de température s'effectue ensuite en deux temps, d'abord une mesure de luminance aux deux longueurs d'onde choisies et fixées par les filtres, puis une mesure de réflectivité bi-directionnelle aux deux mêmes longueurs d'onde. Les résultats obtenus via ces méthodes sont très précis, avec des erreurs de mesure sur la température inférieures à  $10^\circ\text{C}$ . Toutefois, ces dernières présentent quelques inconvénients dans le cadre de la fabrication additive. D'abord, les surfaces observées sont très dynamiques et il faudrait pouvoir effectuer les quatre mesures (intensité et réflectivité aux deux longueurs d'onde choisies) simultanément ou dans un laps de temps très court pour avoir la température du bain de fusion à un instant  $t$  donné. Ensuite, les mesures de réflectivité ont été réalisées dans le domaine proche-infrarouge dans le cadre des études citées, et en DED-LB, les lasers utilisés ont des longueurs d'onde qui rayonnent dans ce domaine. Enfin, par rapport à la solution bichromatique proposée dans la suite de ces travaux, le coût global est plus élevé et l'encombrement plus important

également.

### 1.3.5 Conclusion

Finalement, la caméra bichromatique introduite dans ces travaux de thèse présente un réel avantage par rapport aux méthodes de mesures existantes.

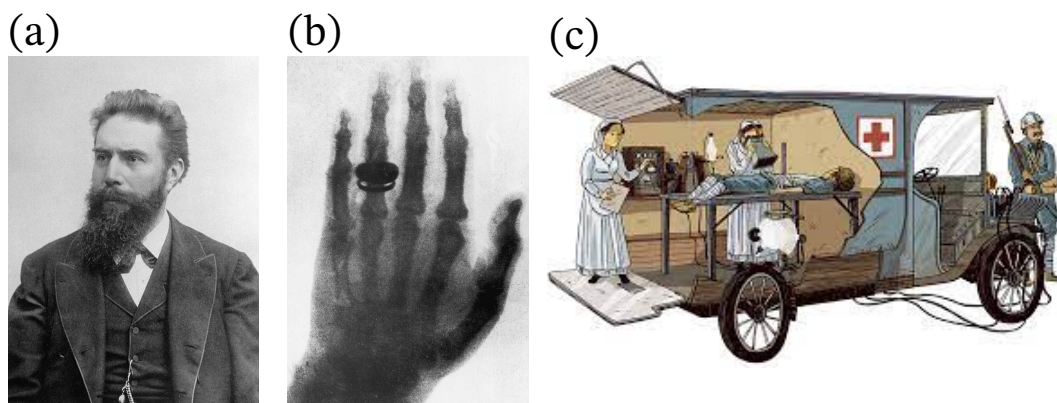
Tout d'abord, le champ de vue qu'offre une caméra par rapport à un pyromètre est indispensable en fabrication additive où la zone d'intérêt (*i.e.* le bain de fusion) s'étend sur plusieurs millimètres. De plus, le fait que l'émissivité varie énormément sur la surface observée rend les méthodes monochromatiques non adaptées pour réaliser des mesures de température précises. Bien que les caméras infrarouges répondent à ces problématiques, leur encombrement, leur prix et leur faible résolution sont un réel frein pour leur utilisation en fabrication additive. Les dernières méthodes qui sont apparues pour répondre au besoin de surveiller la température du bain de fusion utilisent des caméras CMOS avec des filtres à certaines longueurs d'ondes pour recourir à la méthode bichromatique. Ces caméras ont généralement de très bonnes résolutions et permettent d'observer les mouvements du bain de fusion en plus de sa température. Toutefois, comme les caméras infrarouge, les capteurs des caméras CMOS sont saturés si la zone observée est trop lumineuse. Cette saturation implique que ces méthodes sont valables sur une plage de température donnée souvent réduite à quelques centaines de degrés. Pendant la fabrication additive d'acier inoxydable par exemple, les températures peuvent monter jusqu'à plus de 2000 °C et le fait de pouvoir élargir cette plage de température est très intéressant pour obtenir des informations à la fois sur le bain de fusion et les zones alentours. C'est ce que permet la solution développée dans ces travaux abordée dans le second chapitre.

Finalement, ces mesures par caméra ne donnent des informations directes que sur la surface de la pièce observée, et la profondeur du bain de fusion ou la présence de pores ne peuvent être que supposées en fonction des résultats observés. L'imagerie par rayons X ajoute une nouvelle dimension au contrôle *in-situ* en offrant la possibilité d'observer ce qu'il se passe à l'intérieur de la matière. Le prochain paragraphe introduit les bases théoriques du contrôle par rayons X et son utilisation dans le domaine industriel.

## 1.4 Imagerie par rayons X dans l'industrie

### 1.4.1 Introduction

Les rayons X ont été découverts en 1895 par le physicien Wilhem Röntgen (figure 1.10 (a)) , et la première radioscopie sur film est la main de sa femme (figure 1.10 (b)).



**FIGURE 1.10:** (a) Wilhem Röntgen. (b) Radioscopie de la main de Ms Röntgen. (c) Petites Curie.

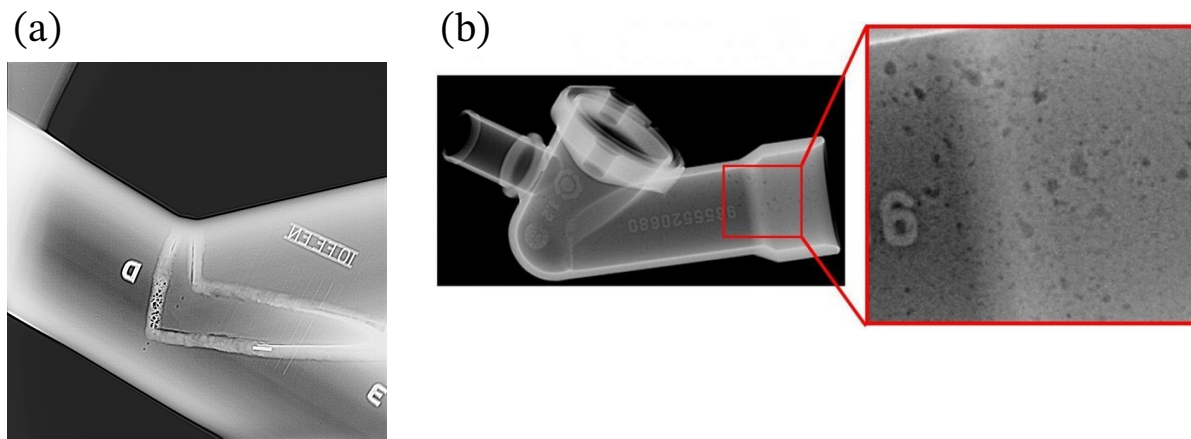
20 ans après, les rayons X étaient utilisés pendant la première guerre mondiale avec l'arrivée des

*Petites Curies* (des unités médicales de radiologie, figure 1.10 (c)). Les radios ont permis de soigner plus efficacement les blessés et sont encore très utilisées aujourd'hui dans le domaine médical.

Dans l'industrie, les rayons X ont rapidement fait leur place dans le domaine du contrôle non destructif (CND, [HAN 08]). Aujourd'hui, le contrôle par rayons X existe sous deux formes :

- la radioscopie en deux dimensions,
- et la tomographie qui permet de reconstruire des images tri-dimensionnelles. Ce type de contrôle est en dehors du cadre de cette étude. C'est une méthode très utilisée pour le CND post-fabrication dans l'industrie.

La radioscopie permet par exemple de contrôler les défauts des soudures (figure 1.11 (a)) et des pièces réalisées par moulage (figure 1.11 (b)).



**FIGURE 1.11:** (a) Soudure en V. (b) Porosités dans une pièce moulée. [LET 23]

Sur des radios, l'avant et l'arrière d'une pièce ne sont pas distinguables l'un de l'autre, et l'épaisseur de matière traversée est impossible à mesurer directement sur l'image. C'est aussi le facteur limitant de l'utilisation des rayons X : la complexité de traverser des pièces métalliques trop épaisses (cela dépend également de la nature du matériau en question).

## 1.4.2 Physique

### 1.4.2.1 Dualité onde / particule

Comme les rayonnements visibles, les rayons X peuvent être vus sous deux angles :

- comme des particules sans masse appelées photons et caractérisées par leur énergie  $E$  exprimée en électronvolt ( $E > 10^3 \text{eV}$ ).
- comme des ondes électromagnétiques caractérisées par leur longueur d'onde  $\lambda$  ( $\lambda < 10^{-8} \text{m}$ ).

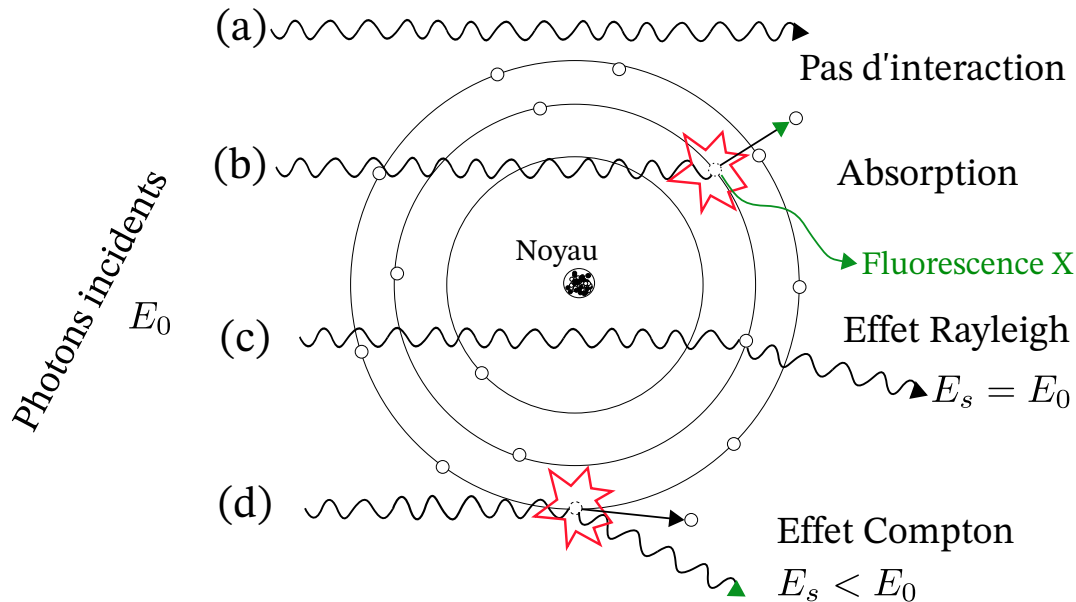
Ces deux grandeurs sont reliées par la relation suivante :  $E = \frac{hc}{\lambda}$ , avec  $c$  la vitesse de la lumière dans le vide ( $c = 3.00 \times 10^8 \text{m.s}^{-1}$ ) et  $h$  la constante de Planck ( $h = 4.14 \times 10^{-15} \text{eV.Hz}^{-1}$ ).

### 1.4.2.2 Interactions rayonnement / matière

La matière est composée d'atomes constitués d'un noyau autour duquel gravitent des électrons.

En considérant les rayons X comme des photons, ils interagissent de 5 façons différentes avec la matière :

1. aucune interaction (figure 1.12 (a)) : le photon traverse la matière et son énergie reste constante.
2. Effet Compton (figure 1.12 (c)) : c'est le phénomène majoritaire pour les énergies supérieures à 80 keV et jusqu'à 10 000 keV. Le photon incident transfère une partie de son énergie à l'atome,



**FIGURE 1.12:** Schéma récapitulatif des interactions photon / atome. (a) Pas d'interactions. (b) Effet photoélectrique. (c) Effet Rayleigh. (d) Effet Compton.

qui éjecte un électron situé sur une couche périphérique. Le photon diffusé a une énergie plus faible que le photon incident.

3. Effet Rayleigh (figure 1.12 (d)) : il s'agit d'une interaction entre le photon incident et l'atome, au cours de laquelle il n'y a aucun échange d'énergie. Le photon incident est légèrement dévié et conserve son énergie initiale.
4. Effet photoélectrique (figure 1.12 (b)) : c'est l'absorption totale du photon, qui transfère toute son énergie à l'atome qu'il rencontre. Un électron est alors éjecté de l'atome et en se réarrangeant, les électrons de l'atome produisent un rayonnement fluorescent, qui correspond au rayonnement mou sur les spectres de rayonnement. C'est le phénomène majoritaire pour des énergies entre 80 et 100 keV.
5. Effet de Paire : c'est aussi l'absorption totale du photon, qui transfère toute son énergie à l'atome, qui émet une paire composée d'un électron ( $e^-$ ) et d'un positron ( $e^+$ ). Ici, les énergies qui entrent en jeu sont comprises entre 1.022 MeV et 10 MeV. C'est un phénomène qui ne concerne pas la source de rayons X utilisée dans ces travaux.

Le fait que le rayonnement X permette d'arracher des électrons à la matière en fait un rayonnement dit ionisant.

### 1.4.2.3 Loi d'atténuation

La section précédente permet d'avoir un point de vue microscopique sur le comportement des photons au contact de la matière. D'un point de vue macroscopique, un photon va subir une multitude d'interactions en traversant une épaisseur donnée de matière, d'où l'utilisation de lois d'atténuation plus globales. Le **coefficient d'atténuation linéique** d'un matériau, noté  $\mu$  (équation 1.15), correspond à la probabilité que les photons d'un faisceau monochromatique (tous les photons ont la même longueur d'onde) interagissent avec la matière qu'ils traversent sur une épaisseur donnée (figure 1.13 (a)).

$$\mu = -\frac{dN}{N dl}, \quad (1.15)$$

avec :

1.  $N$  le nombre de photons dans le faisceau,
2.  $dN$  la variation du nombre de photons avant et après le passage dans le matériau (le signe moins indique que le nombre de photons diminue),
3.  $dl$  l'épaisseur du matériau traversé.

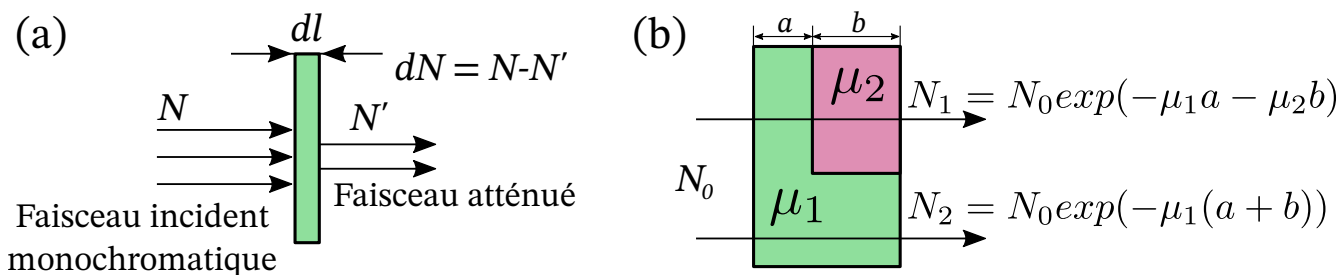
En intégrant cette équation sur l'épaisseur complète du matériau et le nombre total de photons, on retrouve la loi de Beer-Lambert (équation 1.16).

$$N = N_0 e^{-\mu x}, \quad (1.16)$$

avec :

1.  $N_0$  le nombre de photons dans le faisceau incident,
2.  $x$  l'épaisseur totale du matériau.

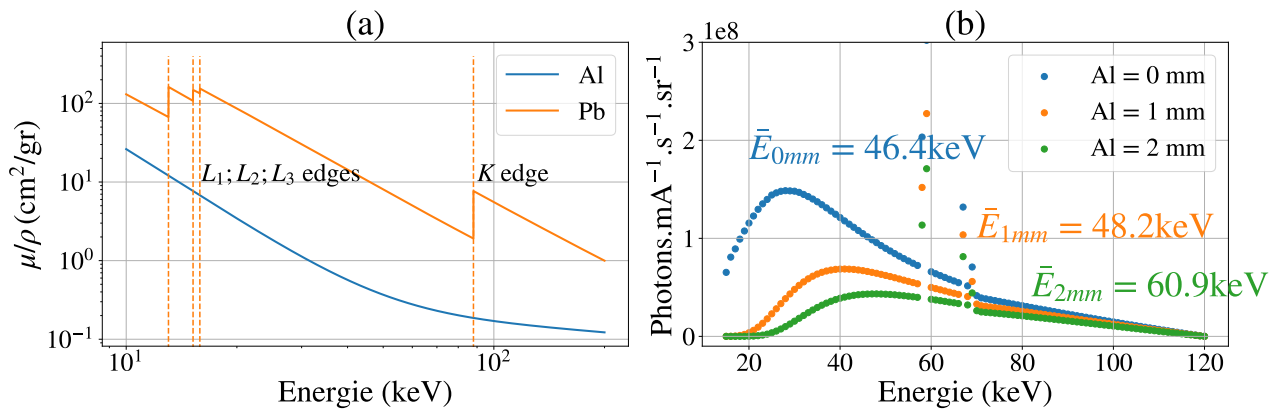
Cette loi est valable pour une énergie ( $E$ ) donnée. Dans un faisceau polychromatique, il faut l'intégrer sur tout le spectre d'énergie. La loi de Beer-Lambert permet également d'évaluer les variations de signal dans un objet composé de différents matériaux (figure 1.13 (b)). L'ordre et la position des matériaux n'a pas d'influence.



**FIGURE 1.13:** (a) Atténuation d'un faisceau de photon. (b) Atténuation d'un faisceau de photon à travers un multi-matériaux.

Le coefficient d'atténuation dépend également de la densité du matériau. Plus la densité est importante, plus les interactions entre les photons et les atomes sont probables. Par exemple, à travers un métal solide, et le même métal à l'état liquide (moins dense), les photons qui traversent le matériau solide seront plus atténués que ceux qui passent dans le matériau liquide. Généralement, il convient de rapporter le coefficient d'atténuation à la densité du matériau  $\frac{\mu}{\rho}$ , on parle alors de coefficient d'atténuation massique. Il existe des bases de données avec les coefficients d'atténuation pour tous les éléments du tableau périodique ([BER 98]) et les courbes du plomb et de l'aluminium sont tracées sur la figure suivante (figure 1.14 (a)).

Les discontinuités sur la courbe du plomb correspondent à l'énergie de ses couches électroniques. A partir de 88 keV, les photons ont suffisamment d'énergie pour éjecter un électron de la couche M de l'atome de plomb (effet photoélectrique) et ainsi de suite. Pour l'aluminium ou le plomb, le coefficient d'atténuation décroît avec l'énergie, ce qui signifie que les basses énergies sont beaucoup plus atténuées que les hautes énergies. Dans certains cas, il est intéressant d'utiliser cette propriété pour mettre en forme le faisceau de rayons X et ne garder que la partie la plus énergétique du signal. En supprimant les photons les moins énergétiques, l'énergie moyenne du spectre augmente, il s'agit du **durcissement de faisceau**. Sur le spectre d'énergie max 120 keV (c'est à dire une tension de 120 kV dans la source, figure 1.14 (b)), l'ajout d'une plaque d'aluminium de 1 et 2 mm augmente son énergie moyenne (il y a moins de photons avec une énergie faible). En contrepartie, le nombre de photons transmis est plus faible.



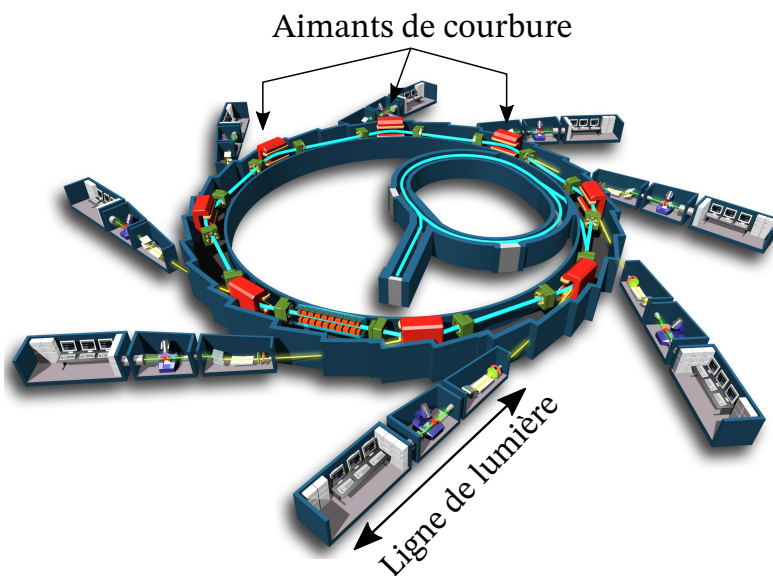
**FIGURE 1.14:** (a) Coefficients d'atténuation du Plomb et de l'Aluminium. (b) Evolution du spectre énergétique en fonction de l'épaisseur d'aluminium traversée.

### 1.4.3 Générateurs de rayons X

Il existe deux principaux moyens de productions de rayons X : les sources à générateur électrique et les accélérateurs de particules (synchrotron). La première solution est la plus répandue dans les milieux industriel et médical, tandis que les sources synchrotron sont plutôt des dispositifs dédiés à la recherche. Il en existe 2 en France, l'ESRF (*European Synchrotron Radiation Facility*) à Grenoble et SOLEIL (*Source Optimisée de Lumière d'Energie Intermédiaire du LURE, Laboratoire d'Utilisation du Rayonnement Synchrotron*) à Saint-Aubin.

#### 1.4.3.1 Le rayonnement synchrotron

Un synchrotron consiste en un anneau circulaire dans lequel des électrons sont accélérés à une vitesse proche de celle de la lumière (figure 1.15). Une fois que les électrons sont suffisamment accélérés, ils sont déviés sur une boucle de stockage et perdent un peu de leur énergie sous forme de rayonnement dans les lignes de lumière. Du fait du flux de photon énorme, des monochromateurs permettent d'obtenir un rayonnement monochromatique à partir du rayonnement synchrotron, tous les photons du faisceau ont la même énergie.



**FIGURE 1.15:** Schéma de principe d'installation d'un synchrotron [COU 13].

L'une des particularités d'un synchrotron est sa brillance spectrale. Il s'agit globalement du nombre de photons émis par unité de temps rapporté à la taille du faisceau. Pour un synchrotron, la brillance est comprise entre  $10^{14}$  et  $10^{20}$   $\text{ph.s}^{-1}.\text{mm}^{-2}.\text{mrad}^{-2}.0,1\% \text{ bw}^{-1}$  (exprimé comme le nombre de photons émis par unité de temps, de taille, de divergence et de bande passante, [COU 13]).

### 1.4.3.2 Les générateurs électriques de rayons X

Le faisceau de rayons X issu de ce type de source est dit polychromatique car les photons ont des énergies différentes (le spectre d'énergie est plus ou moins large). A titre de comparaison dans le domaine visible, le rayonnement synchrotron serait un faisceau laser puissant et monochromatique tandis que les sources électriques génératrices de rayons X seraient des lampes torches classiques. Sur ce dispositif, il est possible de faire varier la tension et l'intensité du courant. La tension crée une différence de potentiel entre la cathode et l'anode (figure 1.16). En l'augmentant, la force avec laquelle les électrons sont arrachés de la cathode augmente, leur vitesse d'impact sur la cible en tungstène aussi et le faisceau de rayons X émis est plus énergétique (figure 1.17).

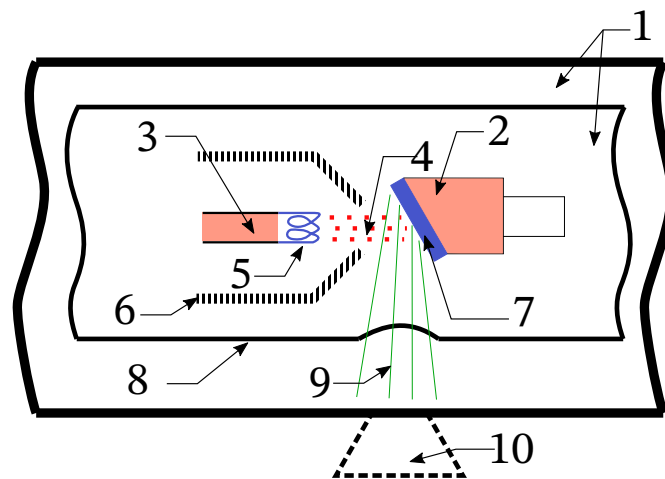


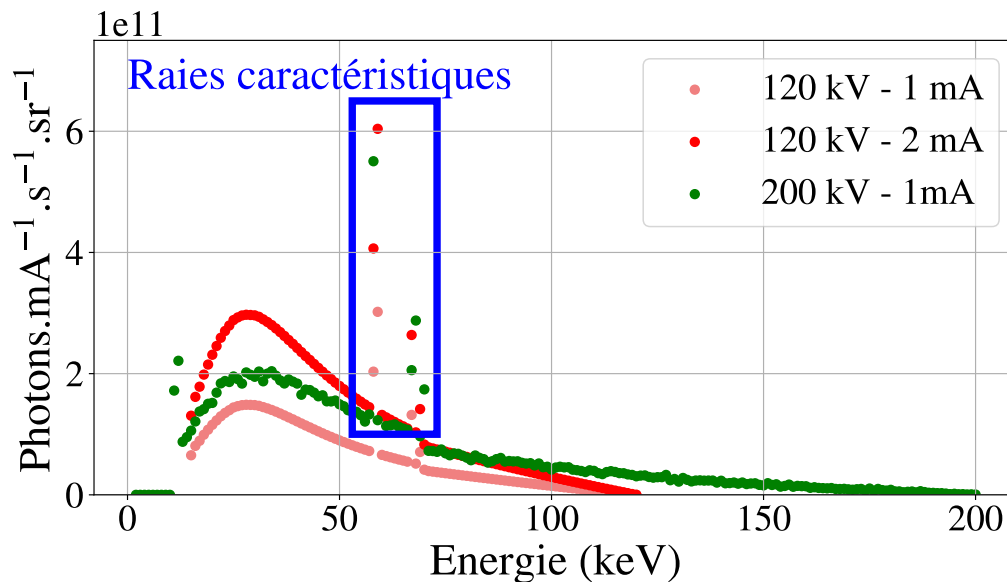
FIGURE 1.16: Schéma d'un bloc radiogène dont les composants sont listés tableau 1.2.

Numéro	Element correspondant
1	Isolant (gaz / huile)
2	Anode
3	Cathode
4	Faisceau d'électrons
5	Filament en tungstène
6	Cupule de focalisation
7	Cible en tungstène
8	Blindage en plomb
9	Rayons X
10	Fenêtre de sortie (avec ou sans collimation)

TABLE 1.2: Elements d'un bloc radiogène.

En augmentant l'intensité du bloc radiogène, c'est le nombre d'électrons qui est impacté. L'effet de l'intensité est linéaire (*i.e.* une intensité 2 fois plus importante implique 2 fois plus d'électrons et de photons, figure 1.17).





**FIGURE 1.17:** Impact de la variation de tension et d'intensité du bloc radiogène sur le spectre énergétique des photons.

Les raies caractéristiques du spectre (figure 1.17) dépendent du matériau de la cible (qui est très souvent en tungstène). Pour ce type de source, la brillance est environ un milliard de fois inférieure à celle d'un synchrotron, entre  $10^6$  et  $10^7$   $\text{ph.s}^{-1}.\text{mm}^{-2}.\text{mrad}^{-2}.$  $0,1\% \text{ bw}^{-1}$ .

#### 1.4.4 Détecteur de rayons X

La réalisation d'une radioscopie nécessite une interaction entre les rayons X et un moyen adapté qui permet de convertir la quantité de photons reçue en un signal mesurable ([DAN 14]).

Il existe deux grandes familles de détecteur en radiographie numérique (par opposition aux radiographies sur des films à base de sels d'argent) :

1. les détecteurs par intégration. Ils mesurent la quantité totale d'énergie absorbée sur une période donnée et permettent une mesure continue de l'intensité du rayonnement (possibilité de prendre plusieurs images successives).
2. Les détecteurs qui comptent les photons : ils comptent individuellement chaque photon incident. Ce type de détecteur est plus adapté pour les expériences avec une énergie élevée.

En radiographie industrielle, l'utilisation des détecteurs par intégration est privilégiée. Il en existe principalement 2 types :

1. les détecteurs avec **scintillateurs** : ils utilisent un matériau qui émet de la lumière (dit scintillant) lorsqu'il est exposé aux rayons X. Le signal lumineux visible est ensuite converti en un signal électrique. Le "Gadox" (abréviation de gadolinium oxysulfure,  $\text{Gd}_2\text{O}_2\text{S}$ ) a une sensibilité élevée aux rayons X et est souvent utilisé dans ce type de détecteur.
2. Les détecteurs à **semi-conducteurs**. Ils sont de deux types : ceux avec un seul élément et dont le signal produit est directement proportionnel à l'énergie des rayons X (il est très important de refroidir ce type de détecteur pour limiter le bruit de fond au maximum) et ceux qui sont pixelisés, sous forme matricielle.

Le choix du détecteur dépend de nombreux critères, du domaine d'étude, de la gamme d'énergie utilisée et du budget disponible.

## 1.4.5 Caractérisation des radioscopies

### 1.4.5.1 Flou et grandissement

Le grandissement ( $G$ ) des objets observés par radioscopie (équation 1.17) dépend du positionnement de la source et du détecteur par rapport à l'objet (figure 1.18 (a)). Dans le calcul du grandissement, la source est considérée ponctuelle.

$$G = \frac{m}{o} = \frac{a+b}{a} \quad (1.17)$$

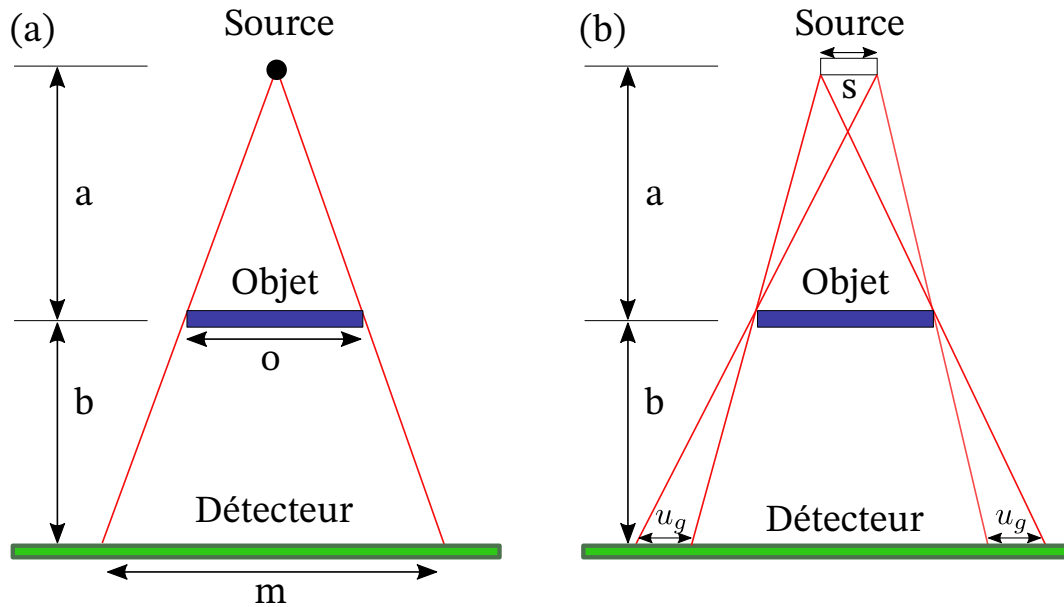


FIGURE 1.18: (a) Schéma du grandissement. (b) Schéma du flou géométrique.

Le flou ( $u$ , équation 1.18) est quant à lui de deux natures, à la fois géométrique ( $u_g$  figure 1.18 (b)), et qui dépend de la position de la source et du détecteur, mais aussi relatif à la résolution spatiale du détecteur ( $u_i$ ).

$$u = \sqrt{u_g^2 + u_i^2}, \quad (1.18)$$

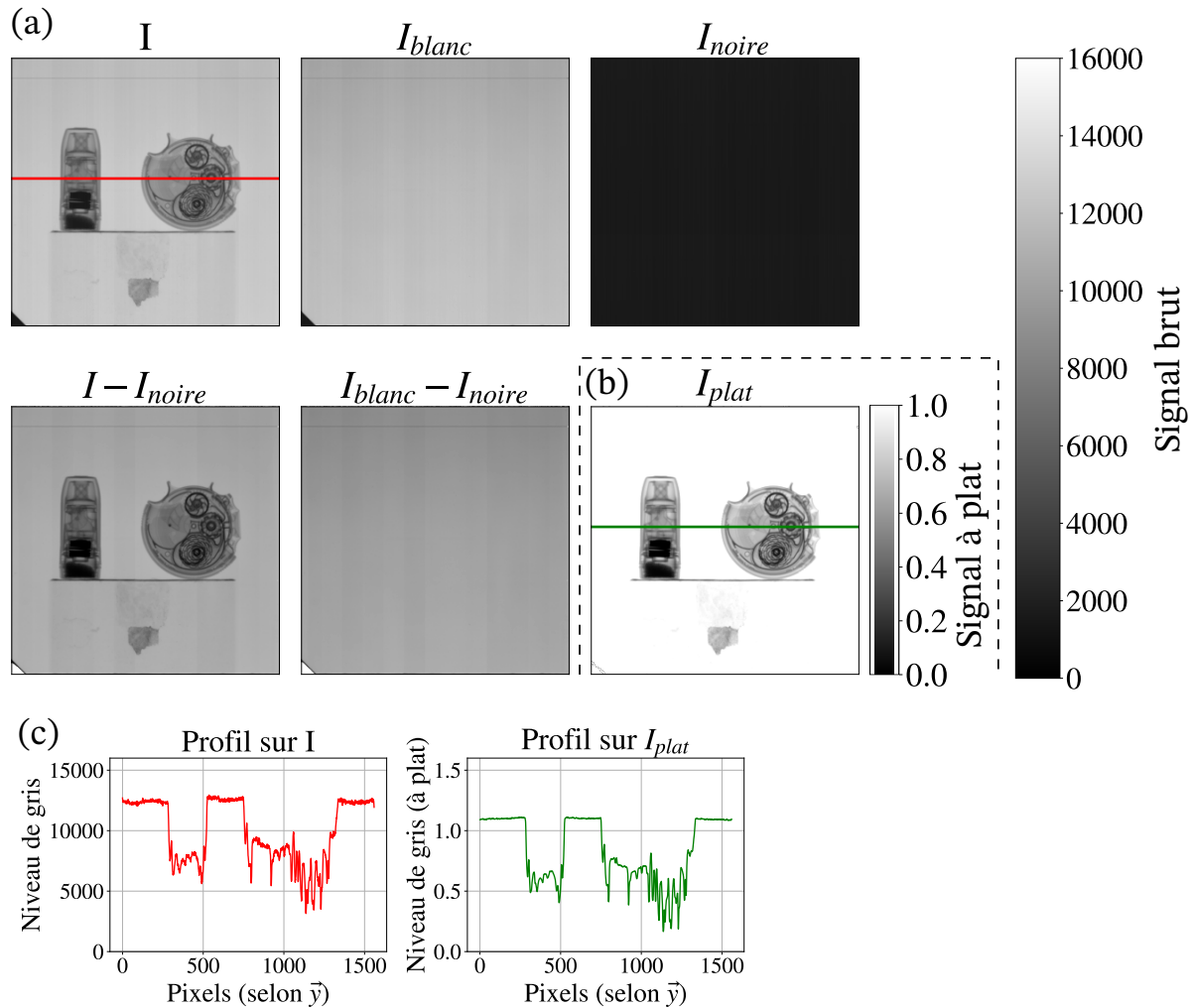
$$u_g = \frac{s \times b}{a} = s \times (G - 1).$$

Avec :

1.  $a$  la distance source - objet,
2.  $b$  la distance objet-détecteur,
3.  $o$  la taille réelle de l'objet,
4.  $m$  la taille de l'objet sur le détecteur,
5.  $s$  la taille de la source.

### 1.4.5.2 Mise à plat

Les détecteurs de rayons X présentent des défauts connus inhérents à la manière dont ils sont conçus : hétérogénéité spatiale (tous les pixels ne répondent pas de la même façon) ou temporelle (si leur performance varie dans le temps)... La mise à plat consiste à normaliser une radio par une image sans objet pour justement corriger ces hétérogénéités (équation 1.19).



**FIGURE 1.19:** Mise à plat d'une image quelconque réalisée au sein du laboratoire. (a) Images brutes. (b) Image associée à un niveau de gris à plat. (c) Profil du signal le long de l'image originale et de l'image mise à plat.

$$I_{plat} = \frac{I - I_{noire}}{I_{blanc} - I_{noire}}, \quad (1.19)$$

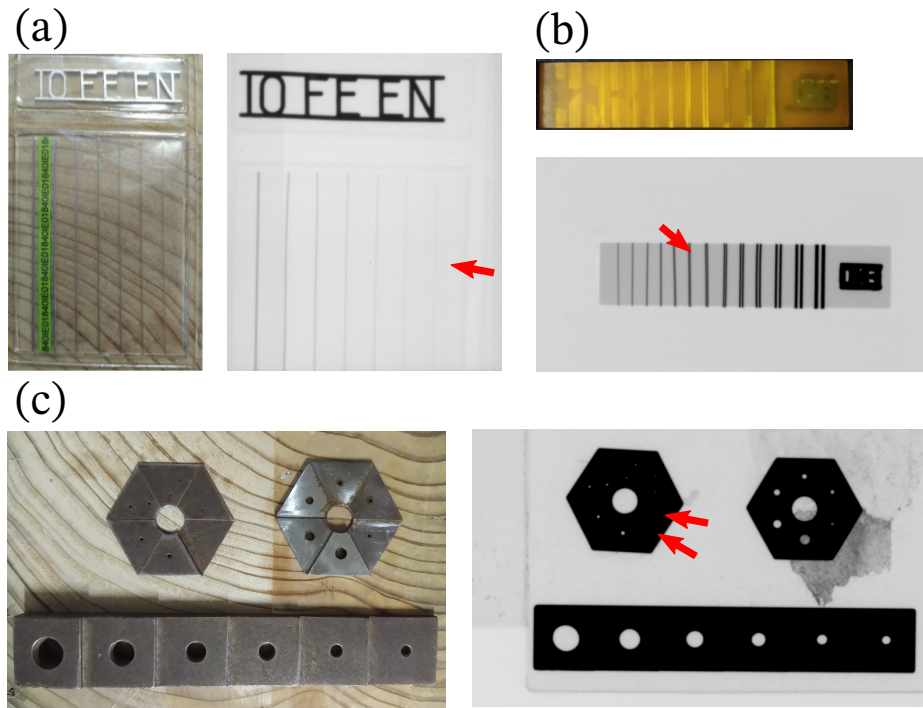
avec :

1.  $I_{plat}$  l'image mise à plat,
2.  $I$  l'image brute (non corrigée),
3.  $I_{noire}$  une image sans rayonnement,
4.  $I_{blanc}$  une image avec rayonnement, mais sans objet.

### 1.4.5.3 Mesure de la qualité d'une image

Selon la norme française EN 462-1, la qualité d'image est la caractéristique d'une image radiographique qui détermine le degré de détail qu'elle montre. Elle se mesure grâce à des indicateurs de qualité d'image (IQI) normalisés.

Le premier type d'IQI à fil (figure 1.20 (a)) est un alignement de 7 fils en acier faiblement allié de diamètres différents (de gauche à droite :  $\phi_{fil} = [0.400, 0.320, 0.250, 0.200, 0.160, 0.125, 0.100]$  mm) espacés de 5 mm. Cet IQI se place au dessus de la surface contrôlée, le plus proche de la source et le plus



**FIGURE 1.20:** (a) IQI à fils et la radioscopie correspondante. (b) IQI duplex en platine du CERL et la radioscopie correspondante. (c) IQIs à gradins et à trous et leurs radioscopies correspondantes.

éloigné du détecteur. L'indice de qualité d'image correspond au plus petit fil observable sur une longueur de 10 mm, indiqué par une flèche rouge sur l'image correspondante.

Le second IQI a été créé par le CERL (*Central Electricity Research Laboratory*) et consiste en une série de double fils de platine avec un espace entre les deux fils égal à leur diamètre. Cet indicateur permet de quantifier la résolution spatiale du détecteur dans une configuration donnée, en regardant le plus petit diamètre de fil où les deux fils sont encore distinguables l'un de l'autre (indiqué par une flèche rouge sur figure 1.20 (b)).

Le dernier type d'IQI à gradins et à trous (figure 1.20 (c)) est composé de 3 pièces en acier faiblement allié, où chaque gradin fait l'épaisseur du diamètre du ou des trous qui y sont percés. L'indice de qualité d'image correspond au diamètre du plus petit trou identifiable sur l'image (s'il y en a deux, il faut qu'ils soient visibles tous les deux). En zoomant suffisamment sur l'image, les deux plus petits trous de diamètre 0.125 mm sont visibles sur le plus petit gradin d'épaisseur égale.

Comme les radioscopies sont en niveau de gris, une grande majorité du traitement des images revient à identifier des zones plus sombres ou des zones plus claires par rapport au signal moyen, soit des variations de **contraste relatif** ( $C_{rel}$ , équation 1.20).

$$C_{rel} = \frac{S_{obj} - S_{bck}}{S_{bck}}, \quad (1.20)$$

avec :

1.  $S_{obj}$  le signal de la zone d'intérêt,
2.  $S_{bck}$  le signal de l'arrière plan.

Sur les IQI, plus le contraste est faible (proche de 0), plus la zone d'intérêt est difficilement identifiable.

## 1.4.6 Risques et prévention

Une exposition prolongée aux rayons X présente un risque sur la santé. La **dose absorbée** ( $D$ ) permet de quantifier la quantité d'énergie reçue, elle s'exprime en Gray (Gy).

$$D = \frac{A}{m}, \quad (1.21)$$

avec :

1.  $A$  l'énergie absorbée (en J),
2.  $m$  la masse de la région du corps considérée (en kg).

Tous les membres du corps ne sont pas sensibles de la même façon aux rayons X (la peau, les yeux, les organes...), et la dose équivalente ( $H$ , exprimé en Sievert) permet de prendre cet aspect en compte.

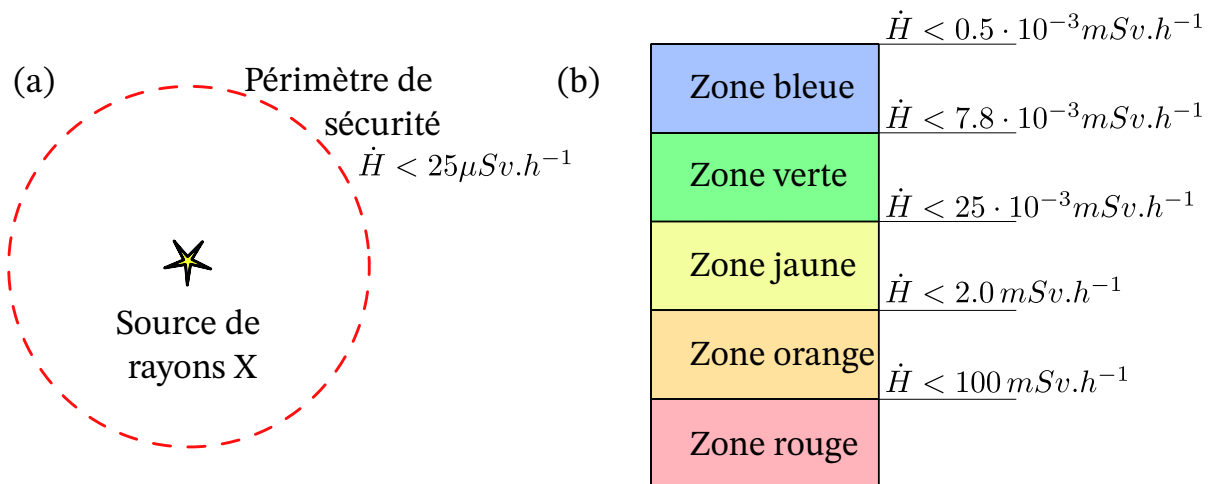
$$H = \sum_T w_T \times D_T, \quad (1.22)$$

avec :

1.  $w_T$  la fraction massique de la partie du corps  $T$ ,
2.  $D_T$  la dose moyenne absorbée par  $T$ .

La dose équivalente annuelle maximale en France est de 1 mSv pour le public, et de 20 mSv pour les personnes classées (qui sont amenées à travailler au contact de rayonnements ionisants). A titre de comparaison, la consommation de 1 banane par jour pendant 1 an entraîne une dose équivalente de 0.04 mSV (dû à la présence de potassium 40 dans ce fruit).

Lors de l'utilisation d'une source génératrice de rayons X, des mesures doivent être mises en place pour respecter la sécurité des travailleurs. Dans le cas d'une source mobile (figure 1.21 (a)), le débit de dose équivalente (noté  $\dot{H}$ ) à la limite du périmètre de sécurité doit être de  $25 \mu\text{Sv}$  par heure, et l'accès à cette zone est réservé aux personnes classées. Dans les installations fixes, il existe 5 zones distinctes qui correspondent à des niveaux d'expositions de plus en plus importants (figure 1.21 (b)).



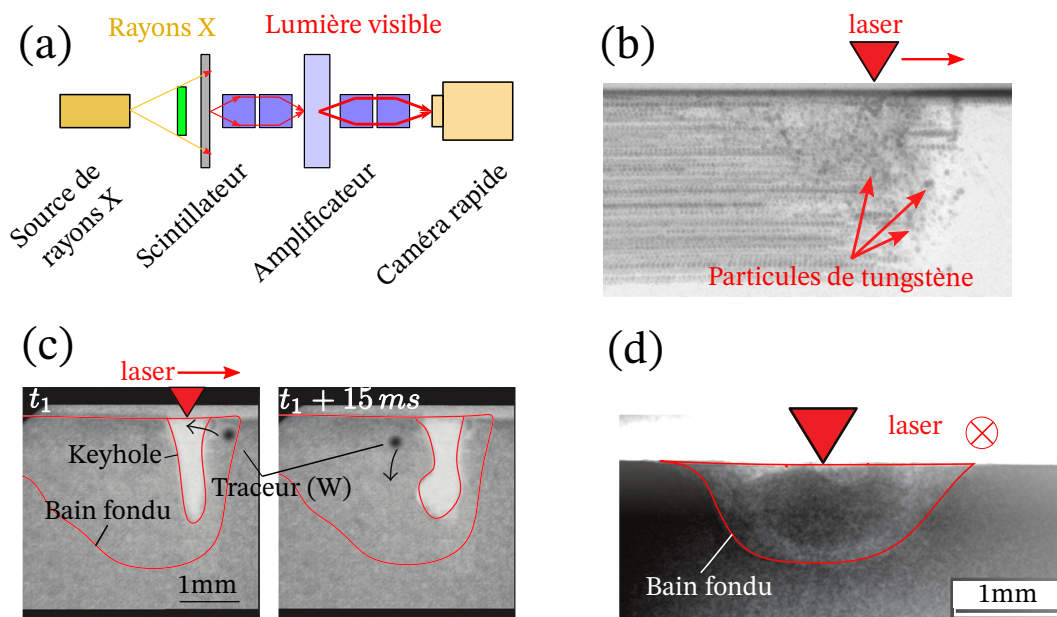
**FIGURE 1.21:** (a) Zone réglementée pour une source mobile. (b) Zones réglementées pour une installation fixe.

Pour chaque installation de postes de rayons X, la bonne pratique consiste à suivre le principe ALARA (*As Low As Reasonably Achievable*) et les trois recommandations suivantes :

1. le contrôle par rayons X doit être justifié par rapport aux autres techniques de CND,
2. toutes les limites de débit de dose doivent être respectées,
3. l'exposition doit toujours être aussi faible que possible.

### 1.4.7 Contrôle non destructif par rayons X du bain fondu (en soudage et fabrication additive)

Les premières études du bain fondu grâce à des rayons X portaient sur les procédés de soudage et de découpe laser ([ABT 11, BOL 13]). Pour une meilleure qualité d'image, le choix de la source s'est porté sur un tube micro-foyer qui permet d'approcher une source de rayons X ponctuelle et de limiter les effets de flou (section 1.4.5.1). Comme il s'agit de procédés dynamiques, le choix du détecteur est très important pour pouvoir observer les mouvements des zones fondues. Dans le cadre des études précédées, les rayons X sont convertis en lumière visible grâce à un scintillateur, puis le signal optique est intensifié et enregistré par une caméra rapide avec une fréquence d'acquisition entre 1000 et 10000 Hz (figure 1.22 (a)). Ce dispositif a soulevé un premier problème lié à ce type d'acquisition. Lorsque le scintillateur est illuminé, il met  $1 \mu\text{s}$  pour passer d'une luminosité de 90% à 10%, puis quelques ms pour aller de 10% à 1%, ce qui implique que le signal de chaque nouvelle image est plus ou moins impacté par le signal des images précédentes. On parle de rémanence. Le choix du scintillateur et de la fréquence d'acquisition sont deux paramètres très importants vis-à-vis de la qualité des radioscopies. L'expérience sur le soudage ([BOL 13]) a mis en évidence le fait que pour de l'acier, la différence des coefficients d'absorption entre les phases solides et liquide est trop faible pour permettre une identification visuelle directe sur les radioscopies. Pour observer les mouvements de la zone liquide, des particules de tungstène ont été placées dans le substrat en acier. Avec une température de fusion deux fois plus importante que celle de l'acier ( $T_{\text{fusion}}(\text{W}) = 3422^\circ\text{C}$ ), et une grande absorption des rayons X, les particules restent solides et permettent de retracer les mouvements de la zone fondue (figure 1.22 (b)&(c)). Une autre étude sur le soudage pour de l'acier inoxydable 316L a été réalisée dans le synchrotron Spring-8 au Japon. Dans cette configuration, la zone liquide est identifiable à l'oeil nu sur les radioscopies (figure 1.22 (d)).



**FIGURE 1.22:** (a) Système d'acquisition rapide ([ABT 11]). (b) Radioscopie du bain fondu avec la présence de traceurs en tungstène ([BOL 13]). (c) Bain fondu et *keyhole* observé lors du soudage sur de l'aluminium avec un traceur en tungstène ([PEN 16]). (d) Bain fondu observé au simili synchrotron lors du soudage sur de l'acier inoxydable 316L ([YAM 12]).

Les sources synchrotron (section 1.4.3.1) permettent d'avoir beaucoup plus de photons sur les radioscopies et de réduire le temps d'exposition pour un niveau de contraste équivalent. Pour utiliser ce type de rayonnement, il faut déplacer l'objet d'étude dans une ligne de lumière. Dans les 5 dernières années, les études des procédés de fabrication additive aux synchrotrons se sont succédées les unes après les autres

([IOA 22]). Dans toutes les études décrites dans le prochain paragraphe, un dispositif de fabrication additive particulier a été conçu, pour pouvoir être déplacé dans une ligne de lumière d'un synchrotron. Les études sur le procédé de fusion laser sur lit de poudre ([ZHA 17b, PAR 18, LEU 18, GOU 21]) ont permis de mettre en évidence :

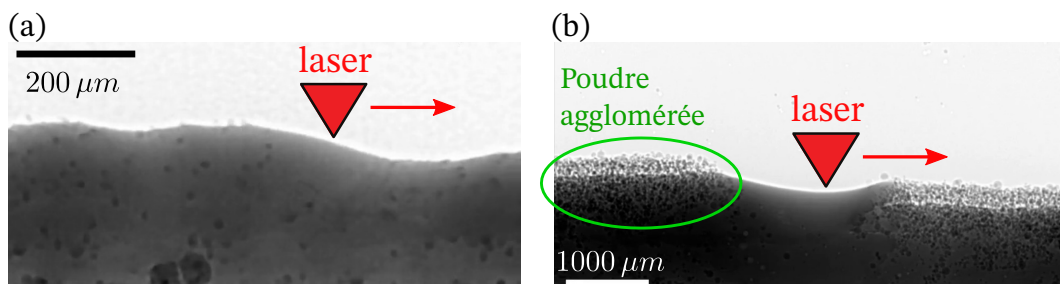
1. la dynamique du bain de fusion,
2. la solidification du bain de fusion,
3. la formation et l'évolution des *keyholes*,
4. la trajectoire des particules éjectées lors du passage du laser,
5. la formation et l'évolution du phénomène de *keyhole*.

La première étude du procédé de fabrication directe par projection laser au synchrotron ([WOL 19]) a montré :

1. comment se formaient les porosités, et comment elles influençaient le régime *keyhole*,
2. dans quelle mesure les paramètres de fabrication impactent l'éjection des particules hors de la zone fondue (plus le substrat est chaud, plus il y a de particules éjectées),
3. l'interaction des particules entre elles au dessus de la zone fondue,
4. la trajectoire des particules due au gradient de pression induit par le passage du laser au dessus du substrat et l'évolution de leur forme avant d'impacter la zone fondue.

Le dispositif de fabrication utilisé pour cette expérience est particulier puisque la poudre est acheminée à l'aide d'une seringue et d'un élément piezo électrique, sans gaz porteur. Les grains de poudre sont uniquement soumis à leur propre poids et tombent plus lentement dans le bain de fusion. D'autres expériences avec un dispositif miniature différent ([CHE 21c, CHE 21a, CHE 21b]), où la poudre est acheminée grâce à un gaz porteur, ont mis en évidence :

1. la différence de la forme du bain fondu selon le matériau utilisé : convexe pour l'acier inoxydable 316L (figure 1.23 (a)) et concave pour l'alliage de titane Ti6242 (figure 1.23 (b)),
2. l'aggrégation de poudre autour du cordon lors du dépôt de l'alliage de titane (figure 1.23 (b)),
3. et la différence des mécanismes de formation des pores entre l'acier 316L et l'alliage de titane.



**FIGURE 1.23:** (a) Radioscopie au synchrotron *in-situ* d'une réplique miniature du procédé DED-LB avec de l'acier inoxydable ([CHE 21b]). (b) Radioscopie au synchrotron *in-situ* et *operando* du procédé DED-LB avec un alliage de titane ([CHE 21a]).

Aujourd'hui, toutes les études du tableau (tableau 1.3) ont permis de mieux comprendre les procédés de fabrication additive en général (FPDL, LPBF...). Toutefois, il s'agit d'études sur des répliqueurs qui ne sont pas représentatives du procédé dans sa globalité. L'intérêt des travaux de recherche abordés dans ce manuscrit est de changer le paradigme, et d'amener le contrôle non destructif sur des procédés plus industriels.

En agissant de la sorte, il est certain que la qualité des images obtenues va diminuer, le signal sera plus bruité et les contrastes moins marqués. Ces problématiques existent déjà dans le domaine médical

Prodédé de fabrication	Type de rayonnement	Matériaux	Fréquence d'acquisition	Source
Soudage et découpe laser	Source RX micro-focus	SS316	6 kHz	[BOL 13]
Soudage laser	Source RX micro-focus	Al6056	5 kHz	[PEN 16]
Soudage laser	Synchrotron ( <i>SPring-8</i> )	SS316L	0.010 kHz	[YAM 12]
PBF-LB	Synchrotron ( <i>Diamond Light Source</i> )	Invar 36	5.1 kHz	[LEU 18]
PBF-LB	Synchrotron ( <i>Advanced Photon Source</i> )	Al-10Si-Mg, Ti-6Al-4V, In718	30 - $1.10^4$ kHz	[PAR 18]
PBF-LB	Synchrotron ( <i>Advanced Photon Source</i> )	Ti-6Al-4V	50 kHz	[ZHA 17b]
DED-LB (modifié)	Synchrotron ( <i>Advanced Photon Source</i> )	Ti-6Al-4V	20 kHz	[WOL 19, WOL 22]
Soudage à l'arc sous marin	Source RX micro-focus	SS304L	0.25 kHz	[XU 19]
DED-LB	Synchrotron ( <i>Diamond Light Source</i> )	SS316L, Ti6242, In718	0.20 - 5.0 kHz	[CHE 21c, CHE 21a, CHE 21b]
PBF-LB	Synchrotron ( <i>Advanced Photon Source</i> )	Ti-611-4V, Tungstène	50 kHz	[GOU 21]

TABLE 1.3: Etude radioscopique du bain fondu.

où toutes les radios réalisées doivent être analysées par des experts afin de déterminer la présence d'éventuelles pathologies. La prochaine section fait donc un léger écart avec le domaine industriel pour regarder quelles sont les méthodes utilisées aujourd'hui pour parfaire l'analyse des radioscopies.

### 1.4.8 Imagerie par rayons X dans le domaine médical

En médecine, le contrôle non destructif est une facette très importante du métier, puisque l'intégrité du patient est primordiale. De par leur nature pénétrante, les rayons X sont très intéressants pour étudier les pathologies internes. Dans cette section, on s'intéressera à deux cas d'études, les mammographies et les radios du thorax car ce sont deux applications de faible contraste.

Les mammographies utilisent les rayons X pour produire une image en niveau de gris des tissus mammaires. C'est une technique très importante pour la détection des cancers du sein. L'objectif des médecins est de trouver des techniques d'automatisation pour l'aide à la reconnaissance des tumeurs.

Les radios de la poitrine utilisent les rayons X pour faire une image en niveau de gris de toute la poitrine du patient. Sur ces images, à la fois les os (les côtes et la colonne vertébrale) et les organes (la cœur et les poumons) sont visibles. Ici, l'objectif est de diagnostiquer à la fois le type de maladie et sa localisation.

Dans un premier temps, des méthodes de seuillage et de segmentation ont été utilisées pour étudier ces images en niveau de gris. Ensuite, avec les développements de l'intelligence artificielle, de nombreuses



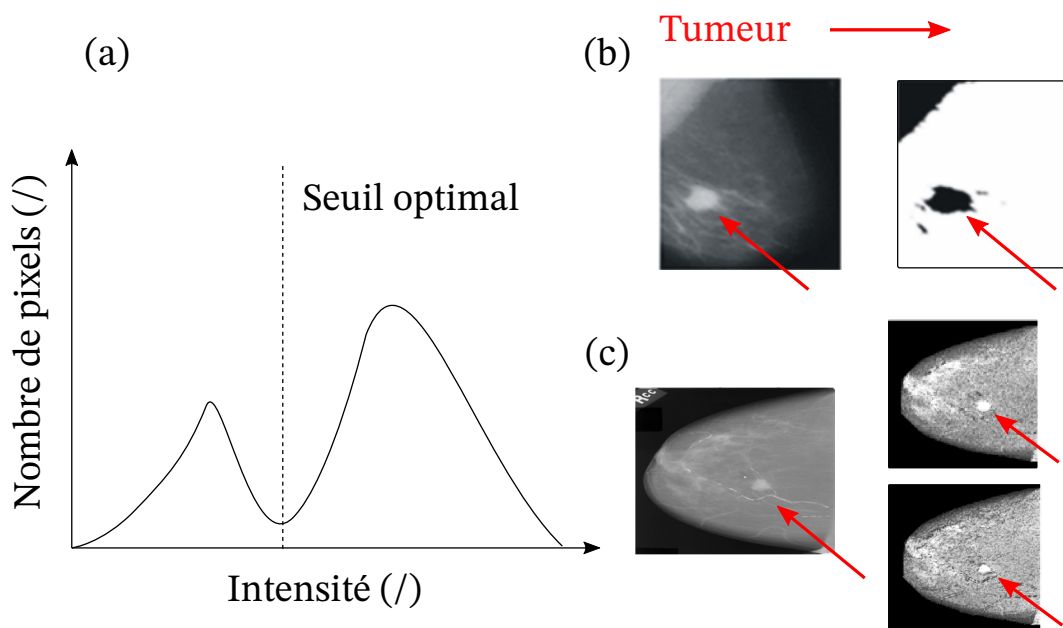
méthodes s'en inspirant ont permis des progrès dans ce domaine.

#### 1.4.8.1 Segmentation d'images

Pour les images en niveau de gris (sur un seul canal), il existe 4 techniques de segmentation :

- par seuillage ([SAH 88]),
- par régions (*region-based segmentation* en anglais, [KAR 14]),
- par contours (*boundary-based segmentation* en anglais, [ZHU 07]),
- ou par méthode hybride en combinant différentes techniques ([NYM 12]).

Parmi toutes ces techniques, les privilégiées aujourd'hui sont celles qui n'ont pas besoin d'ajustement manuel. La méthode d'Otsu est l'une des techniques de seuillage automatique les plus efficaces dont s'inspirent de nombreuses méthodes ([FAN 12, NG 06]). Dans une image avec deux groupes de pixels distribués autour de deux intensités différentes, elle consiste à trouver la valeur seuil qui maximise la variance inter classe (la valeur de seuil qui fait en sorte que les deux distributions de pixels aient une moyenne la plus éloignée possible, figure 1.24 (a)).



**FIGURE 1.24:** (a) Valeur de seuil optimale pour maximiser la variance inter classe entre les deux distributions. Utilisation d'algorithme de seuillage pour l'identification de tumeur sur des mammographies ((b) [ALB 13] et (c) [SWE 16]). Sur ces images, l'échelle de niveau de gris est inversée, les zones plus denses, les tumeurs, sont plus claires.

Ces méthodes ont permis lors de certaines études ([ALB 13, SWE 16]) d'automatiser l'identification de tumeurs sur des mammographies (figure 1.24 (b) et (c)). Sur ces cas d'études, les tumeurs sont assez facilement identifiables à l'œil nu et la réelle plus value de ces travaux est l'automatisation de leur détection.

#### 1.4.8.2 Utilisation des réseaux de neurones pour l'aide à l'analyse d'images

Bien que très efficaces, les méthodes de seuillage pour l'identification de tumeurs dans les mammographies peuvent rencontrer des difficultés selon la qualité de la radiographie, la taille de la tumeur et l'importance du contraste ([SWE 16]). La nécessité d'améliorer cette détection a poussé les équipes de recherche à se pencher sur d'autres méthodes orientées vers l'apprentissage supervisé.

On distingue deux types de techniques :

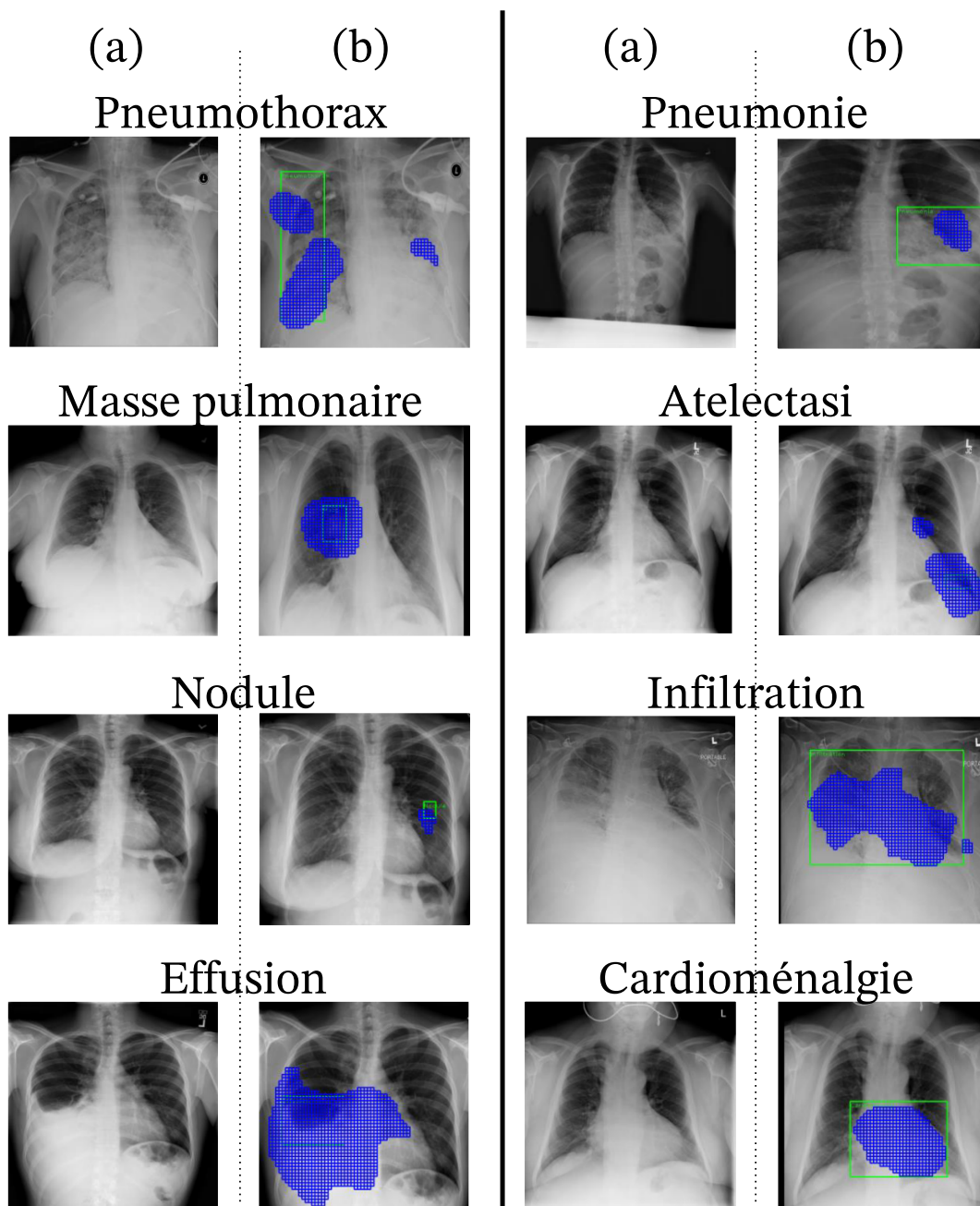
- pour la segmentation d'images (mettre en valeur les zones potentiellement cancéreuses),

— pour la classification d'image (dire si une mammographie présente une tumeur ou non).

Les algorithmes d'apprentissage supervisé utilisés pour ces deux méthodes sont bien différents et il est tout à fait possible de réaliser une segmentation avec la méthode d'Otsu puis de classifier les images avec de l'apprentissage supervisé.

Dans le cas des mammographies, la méthode IPFCM (*Intuitionistic Possibilitic Fuzzy Clustering Medical* en anglais) a permis d'augmenter la précision de 6% par rapport à la méthode d'Otsu ([CHO 20]). Couplé à un algorithme de classification *F-SVM* (*fuzzy supported vector machines* en anglais), 98% des mammographies ont pu être identifiées parmi le jeu de données *MIAS* (pour *Mammographic Image Analysis Society* en anglais).

Sur les radios des poitrines, d'autres algorithmes ont été utilisés pour à la fois segmenter les images et ensuite classifier la pathologie potentielle du patient parmi huit cas différents ([LIU 19]).



**FIGURE 1.25:** (a) Radios originales. (b) Radios avec en bleu les zones identifiés par le réseau de neurones CIA-Net et en vert les zones identifiées par les experts ([LIU 19]).

Pour un œil non entraîné, il est assez compliqué de discerner sur chaque radio originale (figure 1.25 (a)) des zones qui présentent des anomalies, et encore plus d’y associer la bonne pathologie. Le modèle utilisé dans cette étude, CIA-Net (*Contrast Induced Attention Network* en anglais) permet d’identifier des pixels (en bleu sur 1.25 (b)) qui appartiennent à une région qui présente une anomalie. Les résultats obtenus sont en accord avec les analyses d’experts (les carrés verts sur 1.25 (b)). Selon le type de pathologie, ce modèle permet une segmentation de l’image correcte sur 20 à 70% des images, et il en va de même pour la classification. Ces résultats sont bien supérieurs à ceux qui pourraient être obtenus avec des méthodes ”classiques”, ce qui en fait un outil d’aide à l’analyse précieux dans le domaine médical.

Ce modèle a été entraîné sur 112120 radioscopies avec 14 classes de maladies différentes, dont 880 annotées avec les carrés verts qui localisent les pathologies. Dans le domaine de l’intelligence artificielle, l’entraînement du modèle est critique et il passe nécessairement par la construction d’un jeu de données adapté. Ici, les annotations ainsi que la labellisation des images ont été réalisées manuellement par des radiologues. Cette étape prend un temps considérable et nécessite d’être faite par des experts.

Dans l’industrie, ce genre de jeu de données sur les défauts d’une pièce métallique selon les procédés de fabrication n’existe pas encore. Il s’agit de la principale raison pour laquelle le développement de tels algorithmes est encore si peu répandu en fabrication additive.

### 1.4.9 Conclusion

Le contrôle par radioscopie présente un intérêt certain dans le cadre de la fabrication additive. La possibilité de contrôler la profondeur du bain de fusion ou la création de pores dans le substrat permet de mieux comprendre les mécanismes de formation des défauts. Aujourd’hui, ces études ont été réalisées au synchrotron sur des répliqueurs du procédé et ont permis de mieux comprendre comment se forment les pores, comment évolue la morphologie du bain fondu selon le matériau ou comment la trajectoire des particules de poudres l’influence.

Aucune étude n’a encore été réalisée sur des dispositifs de fabrication additive réels, et c’est justement l’objectif de ces travaux. A l’inverse des synchrotrons, les sources polychromatiques produisent des images plus bruitées et moins contrastées. La médecine est un domaine d’étude qui rencontre les mêmes problématiques et qui utilise des algorithmes d’apprentissage supervisé pour faciliter la détection de certaines zones d’une image. L’entraînement de ces algorithmes requiert des jeux de données conséquents et l’équivalent n’existe pas dans le domaine de la fabrication additive. Le dernier chapitre de cette thèse se penche justement sur la simulation d’une radioscopie du procédé en utilisant la forme du bain de fusion calculée via une simulation thermique, pour créer un *dataset* et permettre l’entraînement d’un réseau de neurones pour l’identification du bain de fusion.

La prochaine section permet de découvrir les éléments qui constituent un réseau de neurones utilisé dans le cadre de l’analyse d’images.

## 1.5 Réseau de neurones convolutifs

### 1.5.1 Introduction générale

Aujourd’hui, le terme d’intelligence artificielle (IA) désigne le fait d’attribuer à des machines des comportements qui sont habituellement associés aux animaux ou aux êtres humains comme le fait de voir, de planifier, d’interagir avec le monde ou d’apprendre. De nombreuses avancées ont été réalisées dans ce domaine grâce à des études sur le fonctionnement des neurones d’êtres vivants ([HUB 59]), dont les réseaux de neurones, qui sont à la base des intelligences artificielles les plus connues (ChatGPT, Dall-E2, Midjourney...).

Cette section présente les principales caractéristiques des réseaux de neurones convolutifs, sans entrer dans les détails de la théorie sous-jacente, d'autant plus que l'IA est un domaine qui évolue très rapidement et sans cesse. Pour aller plus loin, l'article de [ZHA 19] propose un état de l'art approfondi (en 2019) des réseaux de neurones convolutifs (CNN pour *Convolutional Neural Network*).

## 1.5.2 Quelques notions importantes

Comme son nom l'indique, un réseau de neurones est composé d'une multitude de neurones, organisés en **couches** (section 1.5.3). La première couche, la couche d'entrée, reçoit les données initiales (une image, un fichier audio, un texte...). Les couches intermédiaires, appelées couches cachées, effectuent des opérations sur les données d'entrées pour en extraire des caractéristiques. Enfin, la dernière couche, la couche de sortie, produit le résultat final, appelé la prédiction.

Un réseau de neurones a besoin de données pour s'entraîner. Elles sont toujours regroupées en 2 groupes distincts : un jeu de données pour l'entraînement, et un jeu de données pour la validation. Ce second jeu de données est strictement exclu de l'entraînement du modèle, et ne sert qu'une fois son optimisation achevée. Il permet de s'assurer que le modèle ne s'est pas trop spécialisé sur le premier jeu de données (on parle alors d'*overfitting*) et peut se généraliser à des éléments qu'il n'a jamais vu.

L'entraînement du modèle se déroule en 5 étapes :

1. *propagation forward* : une image du set d'entraînement passe dans le modèle. La prédiction est calculée en fonction des coefficients du réseau.
2. *Calcul de l'erreur* : une fois la prédiction obtenue, elle est comparée avec le résultat attendu et l'erreur entre ces deux données est calculée (section 1.5.5.3).
3. *Propagation backward* : le gradient de l'erreur par rapport aux coefficients du modèle est calculé en remontant le réseau de neurones en sens inverse. Ce gradient permet de déterminer comment les coefficients doivent être optimisés pour réduire l'erreur.
4. *Optimisation des coefficients* : les coefficients sont mis à jour en utilisant un algorithme d'optimisation (Adam, descente du gradient stochastique...).
5. *Répétition* : ce processus se répète pour chaque image du set d'entraînement. Une **epoch** correspond au passage de toutes les images du set d'entraînement dans le modèle.

La distinction entre une epoch et une itération est très importante ici. On parle d'itération à chaque fois que les coefficients du réseau de neurones sont mis à jour, et d'epoch lorsque toutes les données du set d'entraînement sont passées dans le modèle. Le fait d'optimiser le modèle après le passage de chaque donnée d'entrée a tendance à favoriser l'*overfitting*, surtout si les données d'entrées sont différentes les unes des autres. Il y a deux solutions principales pour limiter ce phénomène :

1. la sub-division du set d'entraînement en sous-groupes de tailles égales (appelés *batches*). Dans ce cas, une itération correspond au passage d'un *batch* dans le modèle. Par exemple, avec 1000 images dans le set d'entraînement, et une taille de *batch* de 200, il faudra 5 itérations pour compléter 1 epoch.
2. La normalisation des données au sein d'un même *batch* (équation 1.23) qui permet d'éviter la dispersion des données, de réduire l'*overfitting* et d'accélérer l'optimisation du modèle ([IOF 15]).

Pour un *batch* avec une série de données notée  $x$ , le même *batch* normalisé ( $\hat{x}$ ) s'écrit :

$$\hat{x} = \frac{x - E[x]}{\sqrt{\text{Var}[x] + \epsilon}} \times \gamma + \beta, \quad (1.23)$$

avec :

- $E[x]$  la moyenne de la série de données  $x$ ,

- $V[x]$  la variance de la série de données  $x$ ,
- $\gamma$  et  $\beta$  sont deux paramètres variables qui permettent d'ajuster la normalisation selon l'optimisation attendue du modèle,
- $\epsilon$  est un paramètre ajouté pour la stabilité numérique du calcul ( $\epsilon = 10^{-5}$ ).

Un CNN permet de traiter efficacement les données 2D, telles que les images ou les vidéos. L'objectif est généralement de reconnaître des objets dans l'image ou d'identifier des motifs spécifiques ([NAR 20]).

### 1.5.3 Couches

Cette section permet d'avoir un aperçu du fonctionnement des principales couches utilisées dans les réseaux de neurones. L'article de [DUM 16] permet d'approfondir ces notions.

#### 1.5.3.1 Convolution

Dans les CNN, la première couche est systématiquement une couche de convolution qui permet d'analyser des petites régions de l'image afin d'en extraire des textures, des contours, des motifs... Le concept de convolution dans le contexte des CNN et du traitement d'images est légèrement différent de la convolution en mathématiques.

En IA, la convolution est une opération qui consiste à appliquer un filtre (un kernel de convolution) de taille  $m \times m$  à une partie de l'image et à calculer la somme pondérée des pixels de l'image sous ce kernel. Sur la figure 1.26, le kernel utilisé a une taille  $3 \times 3$ , et la valeur de sortie est calculée de la façon suivante :  $1 \times 5 + 2 \times 6 + 1 \times 5 + 0 \times 1 + 0 + 0 + 0 - 1 \times 1 - 2 \times 2 - 1 \times 3 = 14$ . Puis on balaye le kernel sur toute l'image.

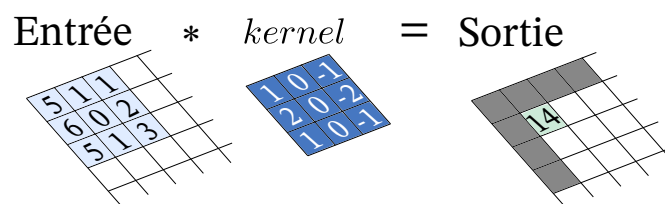


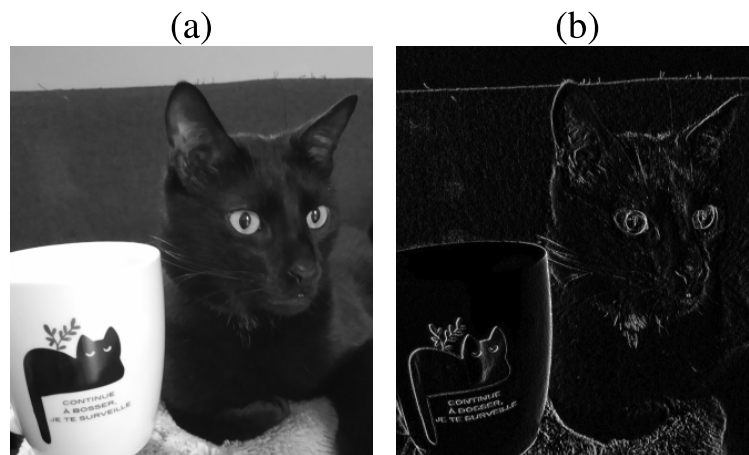
FIGURE 1.26: Exemple de convolution avec un kernel  $3 \times 3$ .

La convolution pour le traitement d'images a été utilisée bien avant l'apparition des premiers réseaux de neurones car elle permet, selon le kernel choisi, d'extraire certaines caractéristiques d'une image. Le kernel de l'exemple précédent est un kernel particulier, il s'agit de l'opérateur de Sobel ([KAN 88]) et il permet notamment d'extraire les contours d'une image (figure 1.27).

En IA, la notion d'apprentissage vient entre autres du fait que les kernels sont ajustés pendant l'entraînement du réseau de neurones, pour extraire des motifs qui permettent à l'IA de réaliser la tâche qui lui est confiée.

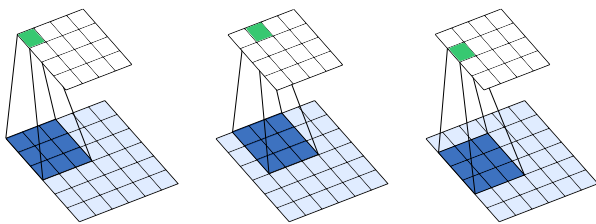
Une couche de convolution est définie par plusieurs paramètres ([DUM 16]) :

1. la taille du kernel, qui définit le champ de vue de la convolution.
2. Le padding, qui gère comment se passe la convolution sur les bordures de l'image. Avec le padding, il est possible de conserver la taille de l'image d'entrée après la convolution (figure 1.28 (b)).
3. Le striding, qui définit le pas de déplacement du kernel sur l'image. Un striding supérieur à 1 permet de réduire la dimension de l'image (figure 1.28 (c)).
4. La dilatation, qui définit l'espace entre les valeurs du kernel. C'est un paramètre qui est utilisé quand les images d'entrées sont de grande dimension et que le temps de calcul nécessite d'être réduit, pour la segmentation d'images en temps réel par exemple (figure 1.28 (d)).

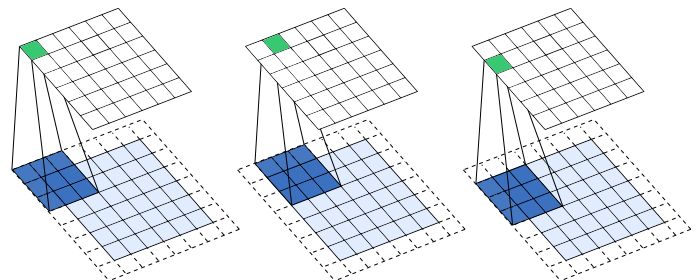


**FIGURE 1.27:** (a) Image originale. (b) Image après convolution avec l'opérateur de Sobel.

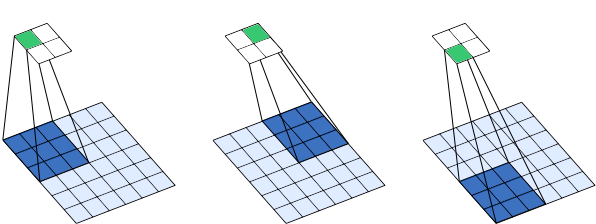
(a) Padding = 0 ; Striding = 1 ; Dilation = 0



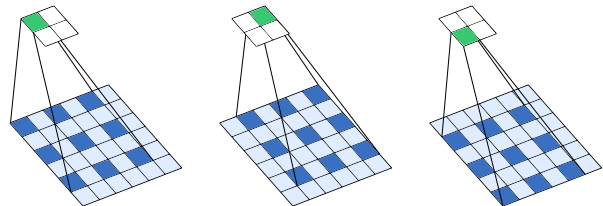
(b) Padding = 1 ; Striding = 1 ; Dilation = 0



(c) Padding = 0 ; Striding = 3 ; Dilation = 0



(d) Padding = 0 ; Striding = 1 ; Dilation = 2



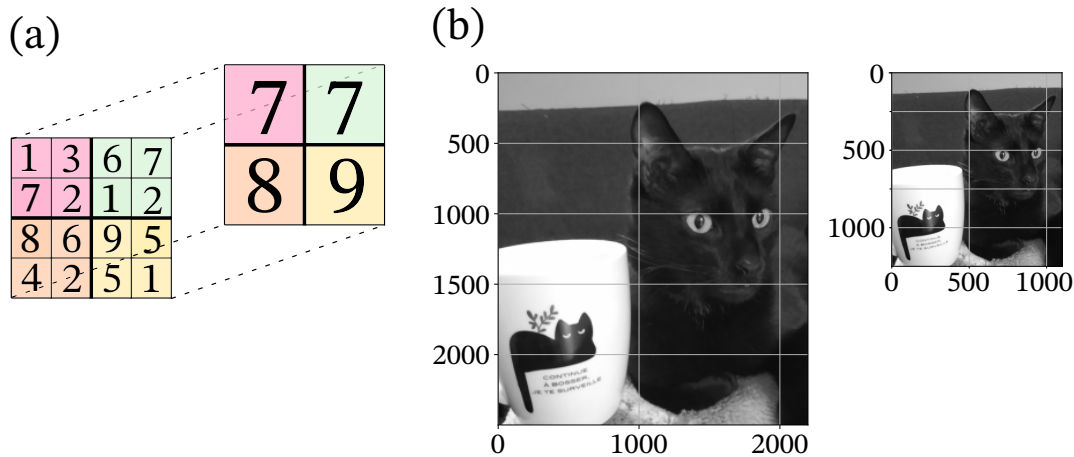
**FIGURE 1.28:** (a) Convolution classique. (b) Convolution avec padding. (c) Convolution avec striding. (d) Convolution avec dilatation ([PRO ])

### 1.5.3.2 Pooling

Les CNN incluent également des couches de pooling dont l'objectif est de réduire la dimension spatiale d'une image, mais aussi d'en simplifier la représentation. Il existe deux principales méthodes de pooling ([DUM 16]) :

1. le *subsampling*, qui est une opération qui renvoie la valeur moyenne des pixels d'une région donnée dans l'image.
2. Le *maxpooling*, qui est une opération qui renvoie la valeur maximale des pixels d'une région donnée dans l'image (figure 1.29).

En plus de la réduction de la taille de l'image, qui implique également une diminution du nombre de paramètres à apprendre dans un réseau de neurones, ces couches de pooling ont le très gros avantage de répondre au problème de l'invariance au décalage. Cela signifie que le réseau de neurones devient plus performant à retrouver un motif, peu importe où il se situe dans l'image. Dans le cadre des CNN, les couches de *maxpooling* s'avèrent beaucoup plus efficaces sur cet aspect ([SCH 10]), et c'est également le cas pour les auto-encoders convolutifs ([MAS 11]).



**FIGURE 1.29:** (a) Exemple de maxpooling sur une liste 2D. (b) Exemple de maxpooling sur une image en niveau de gris.

### 1.5.4 Fonctions d'activations

Avec seulement des couches de convolution et de pooling, le réseau de neurones reste essentiellement une combinaison linéaire de ses données d'entrée. Les fonctions d'activations permettent d'introduire de la non-linéarité dans le réseau, pour résoudre des problèmes plus complexes. On les retrouve généralement après chaque couche de convolution. Une fonction d'activation doit être différentiable pour permettre la *back propagation* et optimiser le réseau de neurones.

Il existe de nombreuses fonctions d'activations ([SHA 20]), les plus utilisées étant :

1. *Sigmoid* (figure 1.30 (a)). Il s'agit de la fonction la plus courante dans les réseaux de neurones (équation 1.24). Cette fonction a l'avantage d'être à la fois non linéaire, et aussi bornée entre 0 et 1. Elle permet donc de normaliser les valeurs d'entrées, ce qui est intéressant pour accélérer et faciliter l'optimisation du réseau de neurones.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (1.24)$$

2. *Tanh* (figure 1.30 (b)). Il s'agit de la fonction tangente hyperbolique (équation 1.25). Elle est similaire à la fonction sigmoid, mais centrée et symétrique en 0, ce qui peut s'avérer bénéfique pour la stabilité de l'apprentissage. Le gradient de la fonction tanh est plus important que celui de la fonction sigmoid, ce qui a tendance à accélérer la convergence de l'apprentissage du réseau de neurones. A l'inverse, pour les deux fonctions sigmoid et tanh, si les valeurs d'entrées deviennent extrêmes, le gradient devient très faible et la convergence de l'apprentissage beaucoup plus longue, on parle de disparition du gradient.

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-x}} - 1 \quad (1.25)$$

3. *ReLU (Rectified Linear Unit*, figure 1.30 (c)). La fonction ReLU est linéaire pour les valeurs d'entrée positives, et non-linéaire pour les valeurs négatives (équation 1.26). Cette fonction permet d'introduire des 0 dans les activations du réseau de neurones, et peut améliorer l'efficacité de l'apprentissage. A l'inverse des 2 précédentes fonctions, ReLU ne souffre pas du problème de la disparition du gradient. L'inconvénient de cette fonction est que certains neurones peuvent rester inactifs pour certaines données d'entrée (*dying neurones* en anglais).

$$f(x) = 0, \text{ si } x < 0 \\ = x \text{ sinon.} \quad (1.26)$$

4. *Leaky ReLU* (figure 1.30 (d)). Cette fonction inspirée de la fonction ReLU permet d'éviter le problème des *dying neurones* car les valeurs d'entrées négatives ne valent plus 0. Dans le cas de la fonction Leaky ReLU, le paramètre  $a$  vaut 0.01 (équation 1.27), mais il s'agit d'un paramètre qui peut évoluer au cours de l'apprentissage pour améliorer la convergence du réseau de neurones.

$$f(x) = 0, \text{ si } x < 0 \\ = a * x \text{ sinon.} \quad (1.27)$$

5. *ELU (Exponential Linear Unit*, figure 1.30 (e)). Cette fonction est également une variante de la fonction ReLU, qui introduit une nouvelle façon de calculer les valeurs inférieures à 0 (équation 1.28).

$$f(x) = 0, \text{ si } x < 0 \\ = a * (e^x - 1) \text{ sinon.} \quad (1.28)$$

6. *Swish* (figure 1.30 (f)). La fonction Swish est la plus récente (2017), et a la particularité d'être non monotone (décroissante puis croissante). L'objectif est d'améliorer à la fois la rapidité de la convergence du réseau, et sa généralisation. L'optimisation du paramètre  $\beta$  complexifie légèrement le réseau de neurones (équation 1.29).

$$f(x) = \frac{\beta x}{1 + e^{-x}} \quad (1.29)$$

### 1.5.5 Auto-encoders convolutifs (AEC)

Les auto-encoders ont été mentionnés pour la première fois en 1985 ([RUM 85]) pour gérer un problème d'apprentissage non supervisé. Ces premières études, très en lien avec le fonctionnement des synapses dans le cerveau humain, ont permis de mieux appréhender les mécanismes de l'apprentissage. Malgré quelques mentions dans la fin des années 2000 où le principe des auto-encoders (une sous catégorie des auto-encoders où les données d'entrée et de sortie sont de même nature) est utilisé pour initialiser des réseaux de neurones de *deep learning* ([LEC 07], [HIN 06]), il faut attendre 2012 pour une formalisation plus poussée de ce type de réseau ([BAL 12]). Avec l'augmentation du nombre d'applications ayant recours à l'intelligence artificielle pour le traitement des images, les AEC se sont naturellement complexifiés et sont devenus des outils incontournables (figure 1.31).

Un AEC est un type de réseau de neurones composé lui même de deux réseaux de neurones convolutifs, deux encoders. De manière très simplifiée, il permet de compresser, puis décompresser une donnée bidimensionnelle, telle qu'une image. Il fonctionne de la manière suivante (figure 1.32) :



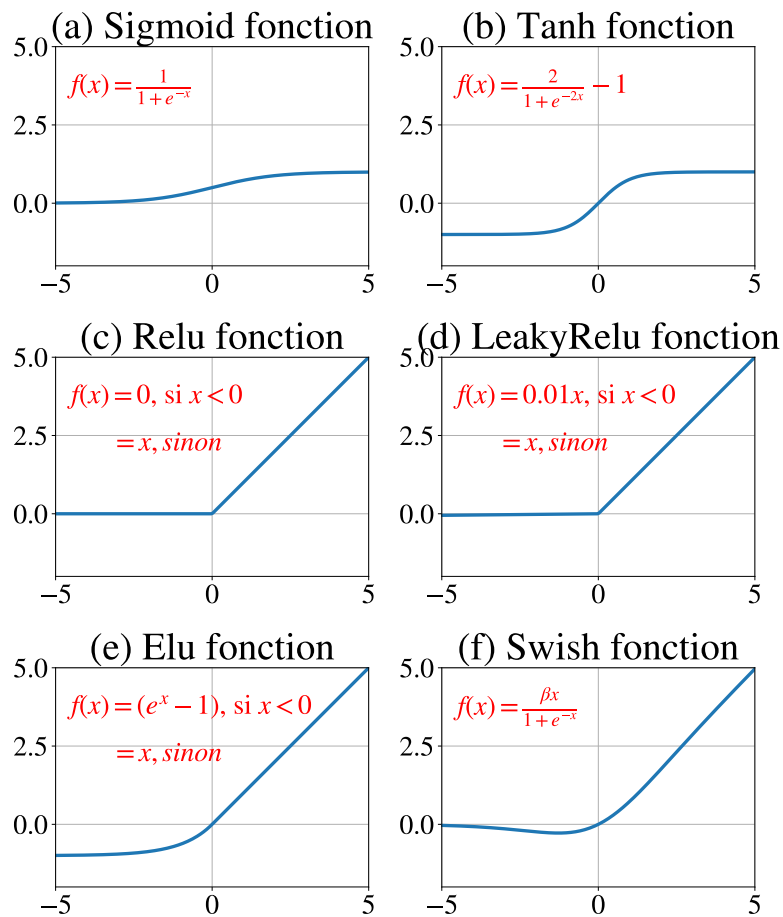


FIGURE 1.30: Liste des fonctions d'activations les plus utilisées.

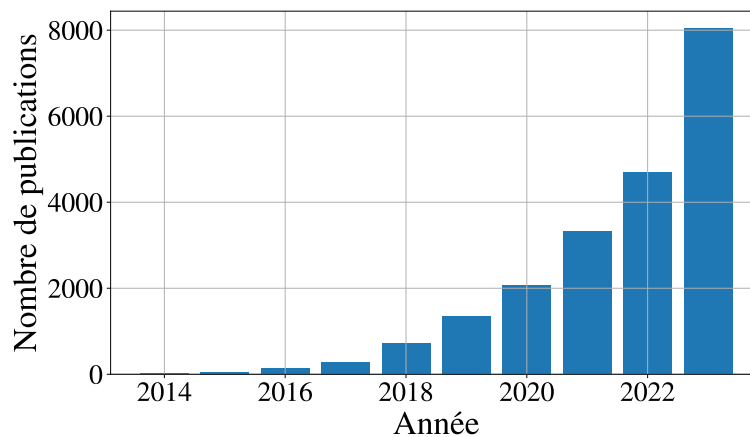


FIGURE 1.31: Nombre de publications annuel où apparaît le terme *Convolutional auto-encoder* dans google scholar (le nombre de publication concerne les articles avec la mention stricte du terme choisi, mais de nombreux autres articles y faisant mention ont été publiés également).

1. l'étape d'**encodage** consiste à réduire les dimensions d'une donnée d'entrée notée  $X$ , via une fonction  $f$ , tel que  $f(X) = H$ . La fonction  $f$  correspond à des couches de convolution (sous-sous-section 1.5.3.1) et de *pooling* (sous-sous-section 1.5.3.2).
2. L'étape de **décodage** consiste à reconstruire une nouvelle version de la donnée d'entrée  $Y$  à par-

tir des données compressées  $H$ , tel que  $g(H) = Y$ . La fonction  $g$  correspond à des couches de convolution transposée (section 1.5.5.1) et d'*upsampling* (section 1.5.5.2), qui sont les opérations opposées à celles de convolution et de *pooling*.

Selon les images auxquelles sont comparées les prédictions  $Y$ , l'AEC peut être entraîné pour reconstruire la donnée initiale  $X$  de la manière la plus fidèle possible (pour la compression de fichiers par exemple), ou bien pour débruiter  $X$  ou générer une nouvelle donnée à partir de  $X$ .

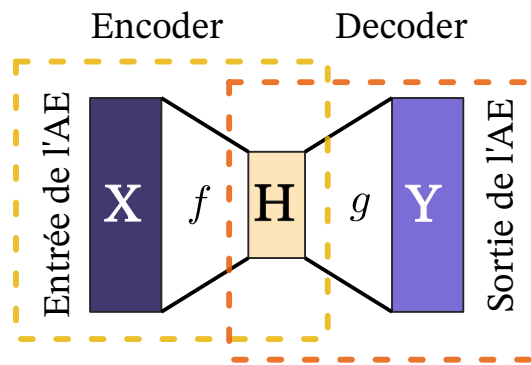


FIGURE 1.32: Schéma de principe de fonctionnement simplifié d'un auto-encodeur.

### 1.5.5.1 Convolution transposée

Les couches de convolution transposée (aussi appelées couches de déconvolution), répondent au besoin de réaugmenter les dimensions d'une image, tout en conservant ses motifs. Les détails mathématiques d'une opération de convolution transposée sont compliqués et très bien détaillés dans les articles suivants ([SHI 16], [DUM 16]).

De manière très simplifiée, en 1 dimension, une convolution transposée se traduit par une transposition du kernel :

1. Sur la figure 1.33 (a), l'opération de convolution avec un kernel de dimension  $(3 \times 1)$  permet de réduire la dimension de la variable d'entrée  $X$  de 8 éléments, à 6 éléments.
2. Sur la figure 1.33 (b), l'opération de convolution transposée avec le même kernel mais de dimension  $(1 \times 3)$  permet d'augmenter la dimension de la variable d'entrée  $Y$  de 4 à 6 éléments.

Il est possible d'ajuster les mêmes paramètres que pour les couches de convolution (le *padding*, le *striding* et la taille du kernel) pour modifier la dimension de la donnée de sortie.

Les couches de convolution transposée ont tendance à introduire un motif de damier sur les images qu'elles traitent (*checkerboard problem*), avec une alternance de pixels d'intensité différentes. De nombreuses variantes existent pour éviter ce problème s'il se présente au cours de l'étude ([ODE 16], [GAO 20]).

### 1.5.5.2 Upsampling

Les couches d'*upsampling* permettent l'opération inverse des couches de *pooling*, à savoir l'augmentation des dimensions d'une image pour l'enrichir. Il existe énormément de manières différentes de réaliser l'interpolation des valeurs qui sont ajoutées ([DUM 19]). Les interpolations linéaire (bilinéaire dans le cas d'une donnée bidimensionnelle) ou du plus proche voisin étant généralement les plus simples et un bon choix de départ pour construire le decoder de l'AEC (respectivement figure 1.34 (a) et figure 1.34 (b)).

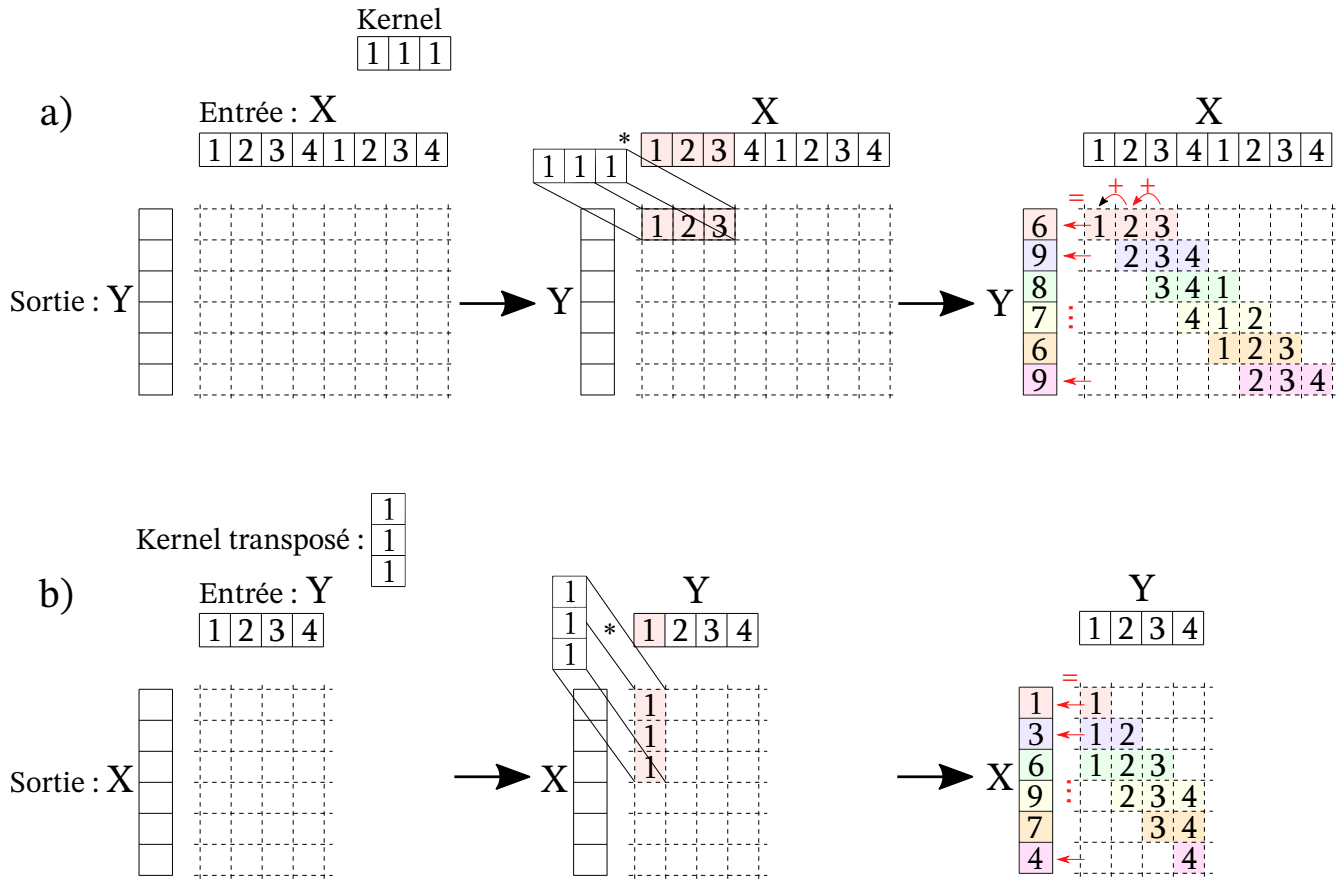


FIGURE 1.33: (a) Convolution 1D. (b) Convolution transposée 1D.

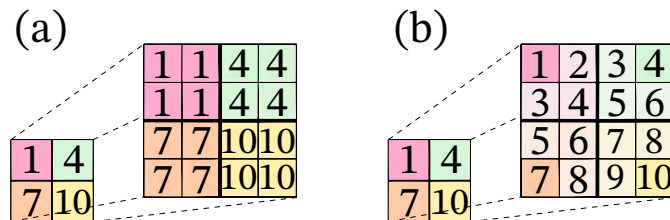


FIGURE 1.34: (a) Upsampling, plus proche voisin. (b) Upsampling, bilinéaire.

### 1.5.5.3 Fonctions de perte

En IA, les fonctions de perte permettent d'évaluer les prédictions d'un réseau de neurones. Elles consistent à comparer les images prédites avec les résultats attendus, et selon la valeur de l'erreur, le réseau de neurones est optimisé dans la direction qui la minimise. Ce critère d'évaluation varie selon le type de problème à résoudre : classification, régression, segmentation sémantique, débruitage, génération d'images...

Le débruitage d'images permet d'améliorer la qualité d'une image, ou d'en restaurer la qualité lors du passage d'un format à un autre ([GON 16], [NIS 17], [ZHA 17a]). Aujourd'hui, grâce à leurs très bonnes performances, les CNN ont remplacé les algorithmes de débruitage comme le filtre médian ou le filtre BM3D ([ROH 13]). Les réseaux de neurones profonds sont non seulement capables de débruiter des images (figure 1.35), mais aussi de les reconstruire si elles sont endommagées ([JULY 20]).

Pour ce type de réseau de neurones, la manière la plus basique de mesurer la perte est de mesurer l'erreur moyenne absolue (MAE pour *Mean Absolute Error*, équation 1.30) entre chaque élément prédit ( $x$ ) et chaque label ( $y$ ).

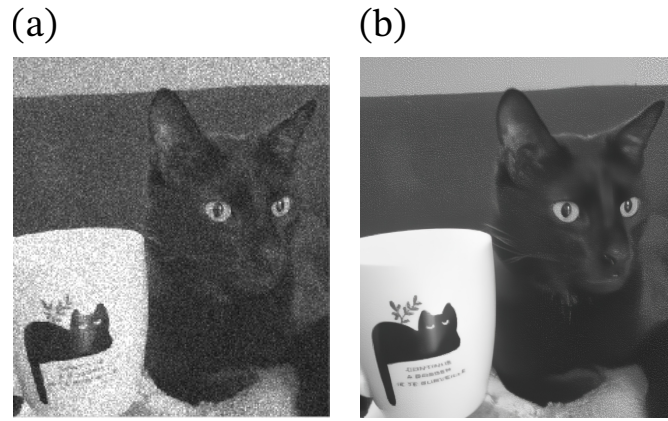


FIGURE 1.35: (a) Image bruitée. (b) Image débruitée (via [ULY 20]).

$$L = \{l1_1, \dots, l1_N\}^T, \quad l1_n = |x_n - y_n|, \quad (1.30)$$

$$L1(x, y) = \text{mean}(L).$$

Avec :

- $y$  l'image réelle,
- $x$  l'image prédite par le réseau de neurones,
- $N$  le nombre d'éléments du jeu de données.

Une autre fonction de perte très courante est l'erreur quadratique moyenne (MSE pour *Mean Squared Error* en anglais, équation 1.31). Elle permet de quantifier la différence entre 2 images.

$$L = \{mse_1, \dots, mse_N\}^T, \quad mse_n = (x_n - y_n)^2, \quad (1.31)$$

$$MSE(x, y) = \text{mean}(L).$$

avec :

- $y$  l'image réelle,
- $x$  l'image prédite par le réseau de neurones,
- $N$  le nombre d'éléments du jeu de données.

Plus la MSE est faible, plus la prédiction du réseau de neurones est proche du résultat attendu. Dans le cas des CNN, les MAE et MSE sont très sensibles aux erreurs locales, qui peuvent fausser le résultat.

Une autre erreur couramment utilisée dans le cadre des réseaux de neurones convolutifs est la fonction de Huber (équation 1.32) qui combine les avantages des fonctions pertes MAE et MSE.

$$L = \{huber_1, \dots, huber_N\}^T$$

avec,

$$huber_n = \begin{cases} 0.5(x_n - y_n)^2, & \text{si } |x_n - y_n| < \delta \\ \delta \times (|x_n - y_n| - 0.5\delta), & \text{sinon.} \end{cases} \quad (1.32)$$

$$HUBER(x, y) = \text{mean}(L).$$

avec :

- $y$  l'image réelle,
- $x$  l'image prédite par le réseau de neurones,
- $N$  le nombre d'éléments du jeu de données,

—  $\delta$  le seuil à partir duquel la fonction passe de MAE à MSE ( $\delta > 0$ ).

Chacune de ces trois fonctions présente ses avantages et ses inconvénients selon la complexité du problème à résoudre et les performances visées (convergence plus ou moins rapide, précision plus ou moins bonne...).

### 1.5.5.4 Conclusion

La construction d'un réseau de neurones est complexe et nécessite la prise en compte de nombreux paramètres (de la normalisation des données d'entrées au choix de la fonction de perte). Bien définir les objectifs de la tâche à résoudre (performance, précision, rapidité) est une étape essentielle qui permet d'assurer à la fois une convergence rapide lors de l'entraînement et un faible taux d'erreur. Comme beaucoup de CNN ont déjà fait leurs preuves, il est courant de s'inspirer de leurs architectures comme point de départ.

## 1.6 Lien avec les travaux de thèse

Ce chapitre permet tout d'abord de revenir sur les principes de la fabrication additive directe par projection laser qui consiste à fondre localement du métal grâce à un laser focalisé, et à y apporter de la matière, ici sous forme de poudre. La puissance du laser, sa vitesse de déplacement ainsi que le débit de poudre sont les trois paramètres qui ont le plus d'influence sur les caractéristiques du bain de fusion et donc l'apparition potentielle de défauts. A ce jour, plusieurs méthodes permettent d'améliorer les qualités des pièces produites :

- soit en réalisant des simulations en amont pour sélectionner les bons couples de paramètres,
- soit en mettant en place un contrôle en boucle fermée qui permet de réguler le procédé pendant la fabrication en fonction des caractéristiques qui sont étudiées.

La température est un bon indicateur pour assurer une fabrication homogène. Les méthodes de mesure de température indirectes sont privilégiées puisqu'elles permettent d'avoir accès à cette information à distance, sans être en contact avec la zone de mesure. La pyrométrie bichromatique permet par exemple de calculer la température d'une surface en ayant accès à la luminance de celle-ci à deux longueurs d'onde distinctes. Cette méthode est particulièrement intéressante puisqu'elle permet de s'affranchir de la mesure de l'émissivité de la zone observée, en supposant qu'il s'agisse d'un corps gris. Appliquée à la fabrication additive, la mesure bichromatique s'est révélée être un outil complet pour étudier à la fois l'évolution de la morphologie du bain de fusion ainsi que sa température (chapitre 2). Toutefois, ce type de mesure ne concerne que la surface de l'objet étudié. Or, en fabrication additive, le bain de fusion est la zone critique de la fabrication et connaître sa profondeur ou pouvoir surveiller l'apparition de pores représente un enjeu important. Le contrôle non destructif regroupe justement des méthodes qui permettent d'étudier l'intérieur d'un objet sans l'endommager. Le contrôle par rayons X fait partie de ces méthodes. Les rayons X sont des photons avec une énergie de l'ordre du kiloelectronvolt. Ces particules sont suffisamment énergétiques pour traverser la matière, et en faisant de la sorte, ils interagissent avec. La variation entre le signal incident et le signal traversant donne des informations sur l'objet traversé (son épaisseur, sa densité, ses défauts ...). Dans le cadre de la fabrication additive, l'objectif est d'observer le bain de fusion grâce à la variation de densité entre les zones solide et liquide. Dans l'industrie, on distingue deux principales sources de rayons X, les synchrotrons (qui sont des installations conséquentes de plusieurs km<sup>2</sup>), et les sources mobiles (qui peuvent être déplacées manuellement). Aujourd'hui, de nombreuses études sur la fabrication additive et le soudage ont été réalisées dans des synchrotrons et ont permis d'obtenir des informations cruciales sur la trajectoire des particules envoyées dans le bain de fusion, sur ses mouvements de convection ou encore sur la formation de porosités. Pour toutes ces expériences, les dispositifs expérimentaux ont dû être adaptés dans une certaine mesure pour pouvoir être déplacés et installés dans l'une des lignes de lumière d'un synchrotron. L'objectif de ces travaux de

thèse est de rendre le contrôle par rayons X possible sur des dispositifs expérimentaux (chapitre 3). Pour ce faire, il est nécessaire d'utiliser des sources de rayons X mobiles, qui produisent un spectre de rayons X polychromatique avec des photons de faible et de haute énergie. Cependant, les radioscopies obtenues via cette méthode sont beaucoup moins contrastées et résolues que les images réalisées au synchrotron, si bien que les méthodes de traitement d'image classique ne permettent pas d'identifier clairement le bain de fusion sur ces images. Avec l'intelligence artificielle, de nouvelles méthodes sont apparues pour pousser le traitement d'image plus loin. En effet, les réseaux de neurones sont des outils très puissants pour extraire des caractéristiques sur des images puis réaliser de la segmentation, de la classification, du débruitage... De nombreuses architectures différentes sont apparues ces dernières années, et les auto-encoders semblent être une solution robuste pour le traitement d'images. Il s'agit de deux réseaux de neurones convolutifs successifs qui, à la suite d'opérations de convolutions et de *pooling*, permettent d'extraire certaines caractéristiques d'une image. Différentes architectures pré-existantes ont été adaptées pour poursuivre le traitement d'image des radioscopies du bain de fusion (chapitre 4). Un jeu de données composé exclusivement de simulations (des simulations de radioscopie de simulation du bain de fusion) a été utilisé pour entraîner et valider les auto-encoders.



# Chapitre 2

## Mesure thermique proche infrarouge

*Dans ce chapitre, la méthode bichromatique pour la mesure de température est détaillée de son déploiement à son utilisation en passant par les différentes étapes de calibration. Ces travaux ont fait l'objet d'une publication ([JEG 23]).*

### Sommaire

---

<b>2.1</b>	<b>Contexte et objectifs</b>	<b>50</b>
<b>2.2</b>	<b>Dispositif LASCOL</b>	<b>50</b>
<b>2.3</b>	<b>Description de l'équipement pour la mesure thermique</b>	<b>52</b>
2.3.1	Equipement expérimental	52
2.3.2	Multi-temps d'exposition	54
<b>2.4</b>	<b>Calibration du dispositif de mesure</b>	<b>56</b>
2.4.1	Discussion des paramètres de calibration	59
2.4.2	Protocole de mesure de la température	60
<b>2.5</b>	<b>Mesure thermique bichromatique</b>	<b>61</b>
2.5.1	Validation de la méthode bichromatique	62
2.5.2	Analyse des incertitudes	66
2.5.3	Cartographie thermique du bain de fusion	67
<b>2.6</b>	<b>Evolution de la méthode</b>	<b>78</b>
<b>2.7</b>	<b>Conclusion</b>	<b>79</b>

---



## 2.1 Contexte et objectifs

Le contrôle thermique du bain de fusion représente un réel enjeu pour contrôler la stabilité du bain de fusion. En plus du suivi thermique, il permet d'obtenir la morphologie du bain de fusion. Les méthodes classiques de mesure de température ne sont pas adaptées pour la fabrication additive pour plusieurs raisons :

- les pyromètres monochromatiques nécessitent de connaître l'émissivité de la surface observée pour estimer sa température. Lorsqu'elle varie, la température calculée est fautive.
- Les pyromètres bichromatiques permettent généralement d'effectuer des mesures ponctuelles.
- Les caméras infrarouges sont généralement trop encombrantes pour s'adapter facilement sur des dispositifs de fabrication additive.

La caméra bichromatique présentée ici permet de s'affranchir de toutes ces contraintes. En utilisant les signaux reçus dans les différents canaux de couleurs RGB, l'estimation de la température est directe et sur tout le champ de vue de la caméra. Avec la méthode des temps d'exposition dynamiques, la bande de température qui peut être étudiée s'étale sur 1000°C.

Dans un premier temps, les équipements expérimentaux sont présentés, d'abord la cabine de fabrication additive puis la caméra. Ensuite, tout le processus de calibration est détaillé, et accompagné de deux essais qui permettent de valider cette méthode de mesure. Enfin, la caméra bichromatique est installée sur deux dispositifs de fabrication additive (par projection laser et arc fil) pour suivre l'évolution de la morphologie et de la température du bain de fusion.

## 2.2 Dispositif LASCOL

Le dispositif LASCOL est une cabine "ouverte" orientée autour du DED-LB et du coldspray. Les dispositifs spécifiques aux 2 procédés viennent se monter sur un bras robot 6 axes (Staubli RX160) fixé au centre de la cabine. Tous les mouvements et les déplacements du bras robot sont pilotés par une architecture Schneider Electric. Ces deux procédés mettent en jeu d'importantes quantités de poudre, et pour des mesures de sécurité, un système de ventilation permet de récupérer les particules fines.

Les équipements spécifiques à la fabrication additive concernent le laser et la poudre (tableau 2.1). Toute leur gestion est intégrée dans le code Schneider pour n'avoir qu'une seule interface qui permette de contrôler la fabrication.

Matériel	Fournisseur	Référence du produit
Extracteur d'air	Reitz group	Ventilateur MAE
Laser	Laserline	LDM 2000-40
Refroidisseur	Apex technologies	RLS 2915 L Sp
Distributeur de poudre	Oerlikon metco	Twin-150
Tête de fabrication	Precitec	YC52
Buses interne et externe	Precitec	ZM YC50 DAS/DIS 0.5II

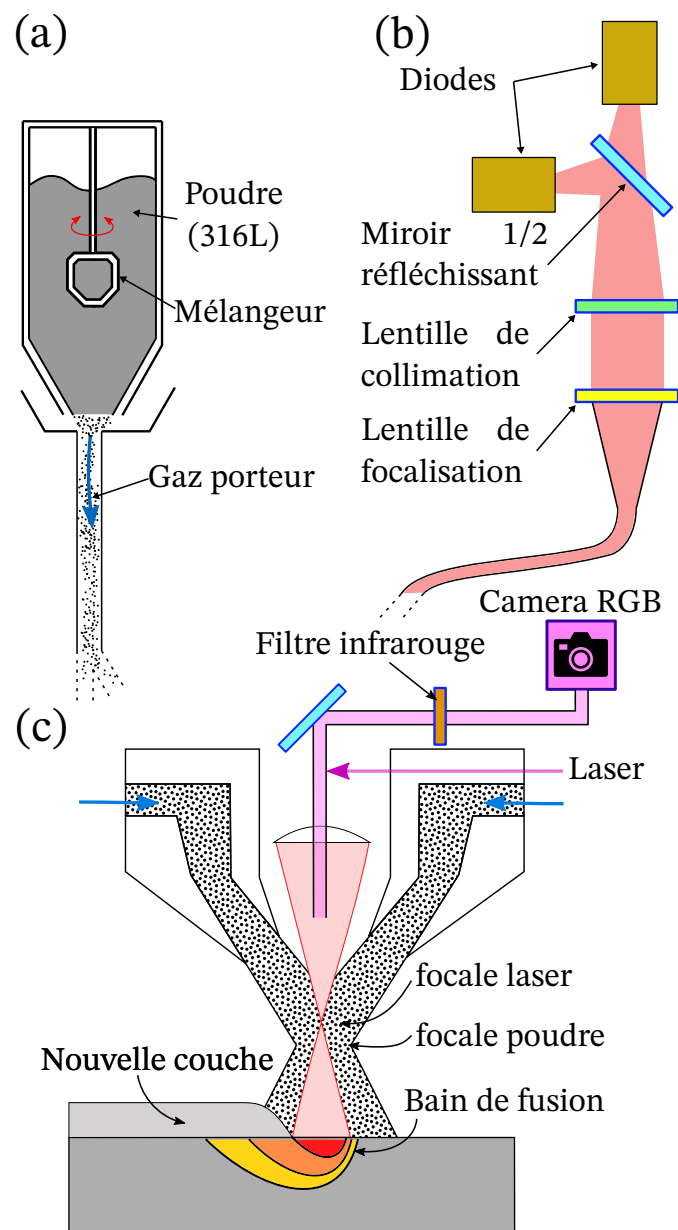
**TABLE 2.1:** Equipements de la cabine de fabrication additive.

Le faisceau laser est créé par un empilement de diodes laser avec des longueurs d'onde entre 900 et 1100 nm et une puissance ajustable entre 200 et 2000 W. Après collimation et focalisation, le faisceau laser est acheminé jusqu'à la tête de la buse laser par un guide optique (figure 2.1 (b)). Le diamètre du faisceau à focalisation est de l'ordre de 1.4 mm. La température de l'alimentation de la source laser est maintenue inférieure à 16°C grâce à un refroidisseur.

La poudre est stockée dans un distributeur avec 2 trémies distinctes pour permettre une fabrication de matériaux à gradients par exemple. Elle est ensuite acheminée jusqu'à la tête de la buse par un gaz porteur (de l'argon) dont le débit est réglable. La quantité de poudre transportée dépend de la vitesse du

mélangeur dans la trémie de poudre (figure 2.1 (a)). La poudre utilisée pour cette étude est sphérique et a une granulométrie de  $106 \pm 45 \mu\text{m}$  (oerlikon metco, metcoclad 316L-Si).

Dans la tête de la buse (figure 2.1 (c)), un jeu de lentilles permet de recollimater et focaliser le laser (à 11 mm de la buse). Le diamètre du faisceau laser focalisé est de 1.4 mm. Un jeu de buses (interne et externe) conditionne également la trajectoire de la poudre. La projection de poudre est focalisée légèrement en-dessous de la focale du laser afin de préchauffer la poudre pour faciliter l'apport de matière dans le bain de fusion. La caméra qui est montée sur la tête laser permet d'observer le bain de fusion en vue de dessus. Il s'agit d'une caméra dans le visible, équipée d'un filtre qui bloque le rayonnement infrarouge du laser.

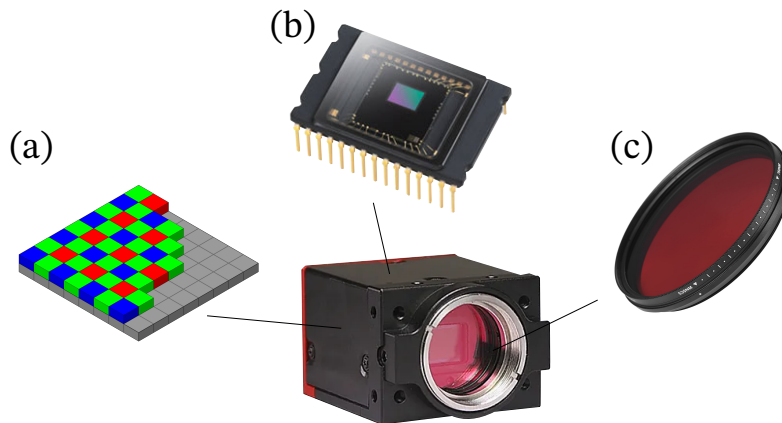


**FIGURE 2.1:** Schéma de l'acheminement de la poudre (a) et du laser (b) jusqu'à la tête de la buse (c).

## 2.3 Description de l'équipement pour la mesure thermique

### 2.3.1 Equipement expérimental

L'appareil optique utilisé est une caméra compacte haute performance (IOI Victorem 51B136) avec une bonne réponse spectrale dans le domaine visible et proche infrarouge. Il s'agit d'une caméra CMOS (pour *Complementary Metal Oxyde Semiconductor* en anglais) équipée d'un capteur Sony IMX250, d'un filtre Bayer qui permet de séparer les trois canaux de couleurs (RGB) et d'un filtre qui coupe le rayonnement infrarouge (figure 2.2).



**FIGURE 2.2:** Composantes de la caméra IOI Victorem 51B136 : (a) filtre Bayer, (b) capteur CMOS et (c) filtre infrarouge.

Le filtre Bayer permet à chaque pixel du détecteur de ne capter qu'une seule couleur primaire (rouge, vert ou bleu). Il est composé d'une succession de motifs carrés de  $2 \times 2$  pixels et une opération de dématricage permet de reconstruire les images en couleur en interpolant la valeur des pixels manquants grâce aux pixels voisins (figure 2.3).

La résolution spatiale de la caméra est de  $2464 \times 2056$  pixels de taille  $6.9 \times 6.9 \mu\text{m}$ . Pour une zone de vue maximale, la fréquence d'acquisition est de 163 Hz, pour des images codées sur 8 bits (*i.e.* les valeurs des pixels sont comprises entre 0 et 255).

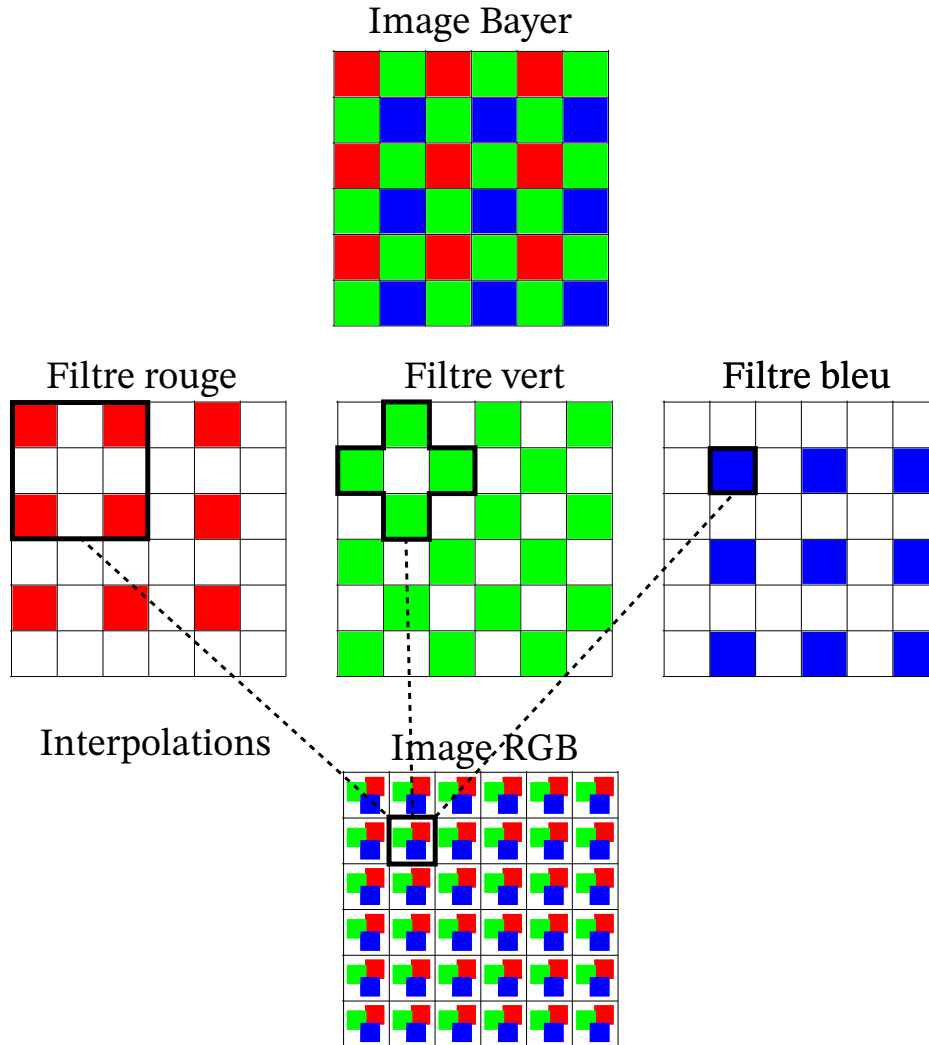
Toutes ces composantes ont une transmissivité (*i.e.* une efficacité) qui varie selon la longueur d'onde. Ils sont calibrés avant d'être assemblés, et leur réponse spectrale individuelle est connue (figure 2.4 (a)). La réponse du filtre qui coupe l'infrarouge (en trait noir pointillé) indique qu'il ne laisse pas passer de signal avec une longueur d'onde supérieure à 700 nm. La combinaison de toutes ces réponses permet d'avoir la réponse spectrale globale de la caméra dans les trois canaux de couleur (figure 2.4 (b)).

Pour un corps quelconque qui rayonne avec une luminance  $L(\lambda, T)$ , l'intensité théorique reçue via la caméra dans un canal de couleur ( $I_{canal}^{th}$ ) est donnée par :

$$\begin{aligned}
 I_{canal}^{th} &= \int_{\lambda_0}^{\lambda_1} i_{canal}^{th}(\lambda) d\lambda, \\
 &= \int_{\lambda_0}^{\lambda_1} L(\lambda, T) \times B(\lambda)_{canal} \times IR(\lambda) \times \eta(\lambda) d\lambda, \\
 &= h(T, \lambda_0, \lambda_1), \\
 canal &= \{rouge, vert, bleu\},
 \end{aligned} \tag{2.1}$$

avec :

1.  $B(\lambda)_{canal}$ , la transmissivité du filtre Bayer à la longueur d'onde  $\lambda$  et pour un canal donné ( $canal = \{rouge, vert, bleu\}$ ),



**FIGURE 2.3:** Principe d'interpolation des images RGB à partir d'une image via un filtre Bayer.

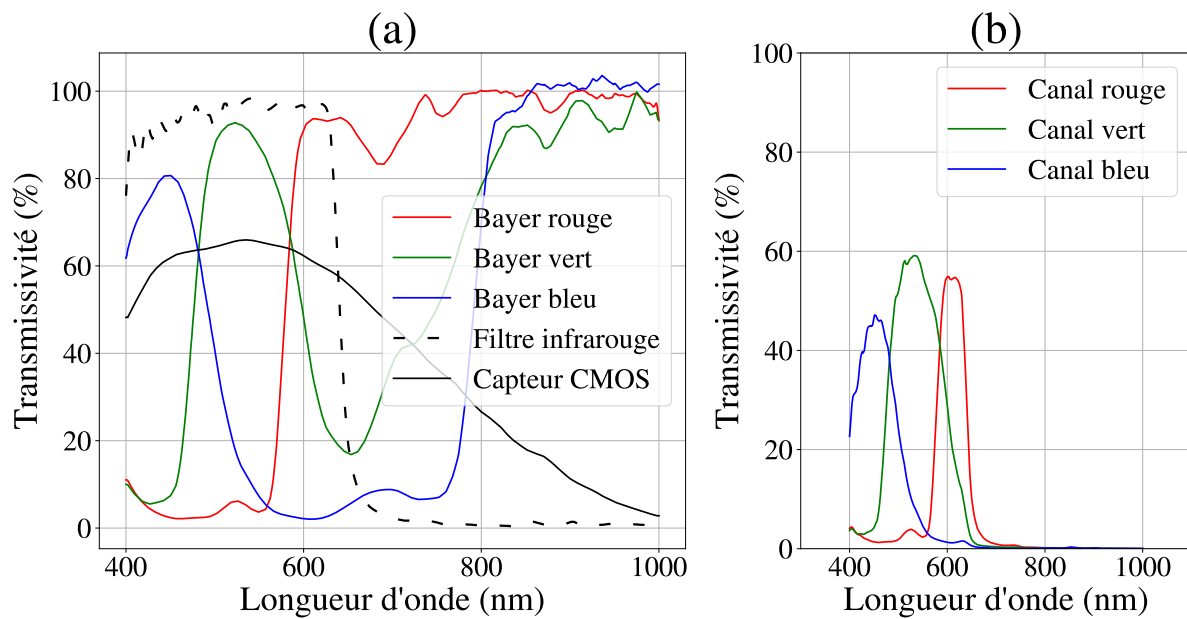
2.  $IR(\lambda)$ , la réponse du filtre qui coupe l'infrarouge,
3.  $\eta(\lambda)$ , la transmissivité du capteur,
4.  $\lambda_0$  et  $\lambda_1$  les limites du domaine spectral considéré.

La luminance d'un corps noir est connue ( $L^0(\lambda, T)$ , section 1.3.2), et l'expression de l'intensité théorique (2.1) permet de calculer la réponse théorique de la caméra lors de l'observation d'un corps noir (figure 2.5). Les courbes rouge, verte et bleu correspondent au produit de la luminance du corps noir et des filtres de la caméra ( $i_{canal}^{th}$ ), et  $I_{canal}^{th}$  correspond à l'intégrale de ces courbes (les zones hachurées).

Pour des températures faibles autour de 1000 K, le signal du canal bleu est quasiment nul sur la bande spectrale du visible entre 400 et 700 nm (figure 2.5 (a)). Le signal au dessus de 700 nm est le même dans les 3 canaux de couleur et est dû à l'imperfection du filtre infrarouge, qui ne coupe pas 100% du signal au delà de 700 nm. Comme ce signal qui n'est pas filtré est le même dans les 3 canaux, le canal bleu est soustrait aux deux autres et agit comme un filtre supplémentaire pour supprimer le signal infrarouge (figure 2.5 (b)) :

$$\begin{cases} I_r^{cor} = I_r^{th} - I_b^{th}, \\ I_g^{cor} = I_g^{th} - I_b^{th}. \end{cases} \quad (2.2)$$

Pour des températures autour de 1500 K (figure 2.5 (c)), la correction du canal bleu ne change quasiment pas le signal des canaux rouge et vert (figure 2.5 (d)). Au-dessus de 2200 K (figure 2.5 (e)), le



**FIGURE 2.4:** (a) Réponse spectrale individuelle des composants de la caméra. (b) Réponse spectrale globale dans les trois canaux (rouge, vert et bleu) de la caméra.

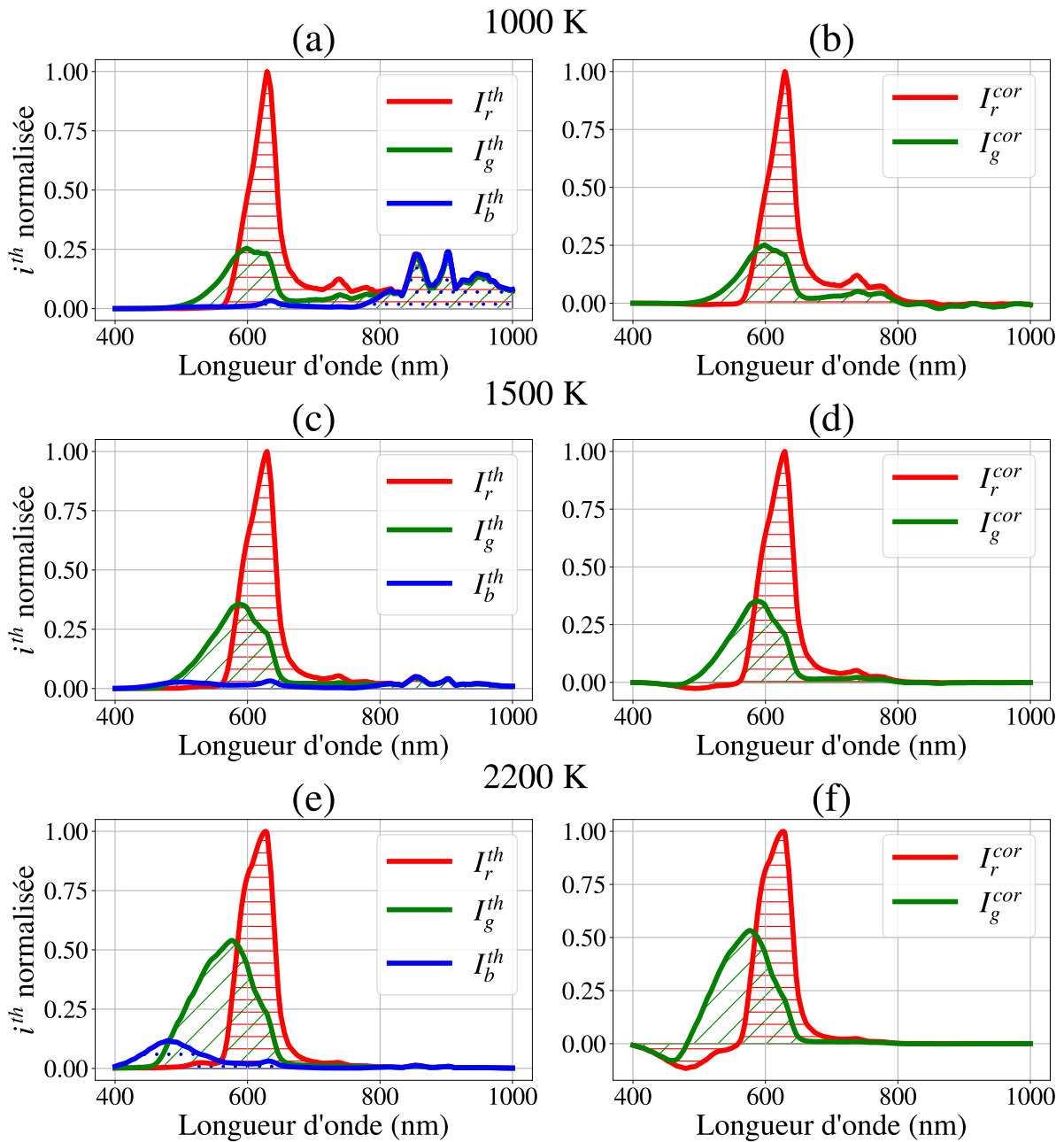
signal du canal bleu augmente dans la partie visible du spectre, et les intensités corrigées ( $I_r^{cor}$  et  $I_g^{cor}$ ) sont sous-estimées (figure 2.5 (f)).

### 2.3.2 Multi-temps d'exposition

Les images de la caméra sont codées sur 8 bits, c'est-à-dire que chaque pixel peut prendre une valeur entre 0 et 255. Une zone **surexposée** signifie qu'une partie du capteur est saturée (*i.e.* elle reçoit trop de lumière) et que la valeur des pixels est proche de 255. A l'inverse, lorsque la valeur des pixels se rapproche de 0, on parle de zone **sous-exposée**. La quantité de lumière captée est gérée par le temps d'ouverture d'un obturateur, on parle de temps d'exposition. Lorsqu'il reste ouvert un très court instant, le nombre de photons transmis au capteur est très faible et cela permet d'observer des phénomènes très lumineux. Dans le procédé DED-LB, le gradient de température est très important entre les zones solides et liquides. Avec un temps d'exposition fixe, des zones sont forcément sous ou sur exposées. La méthode HDR (pour *high dynamic range* en anglais) consiste à prendre plusieurs images de la même scène avec des temps d'exposition différents pour reconstruire une image unique ([KAN 03]). Pour avoir exactement la même image, il faudrait plusieurs caméras avec le même champ de vue. En pratique, le champ de température est supposé stationnaire (temporellement constant) sur un temps  $\Delta t$  pendant lequel  $n$  images sont prises avec un temps d'exposition différent. Ensuite, toutes les images sont recombinaées et permettent d'obtenir le champ de température global, avec la possibilité d'observer d'importants gradients thermiques.

Avec 5 temps d'expositions (0.025, 0.075, 0.225, 0.675 et 2.000 ms), il est possible de reconstruire une image médiane du bain de fusion dans les canaux rouge et vert en limitant les phénomènes de sous et sur expositions (figure 2.6).

Soit un *stack* de  $l$  images de la même scène ( $Im_1, Im_2, \dots, Im_l$ ), de dimension  $n \times m$ , avec un temps d'exposition différent ( $t_1, t_2, \dots, t_l$ ). La reconstruction de l'image médiane se fait en deux temps. D'abord une matrice 2D ( $C$ ) de dimension  $n \times m$  est construite de sorte que chaque élément à la position  $(i, j)$  correspond à l'indice  $c$  ( $c \in [1, l]$ ) de l'image qui possède le pixel à la position  $(i, j)$  qui a la valeur la plus



**FIGURE 2.5:** Intensités théoriques normalisées d'un corps noir dans les 3 canaux de la caméra à (a) 1000, (c) 1500 et (e) 2500 K. Intensités théoriques normalisées d'un corps noir dans les canaux rouge et vert moins le canal bleu à (b) 1000, (d) 1500 et (f) 2500 K.

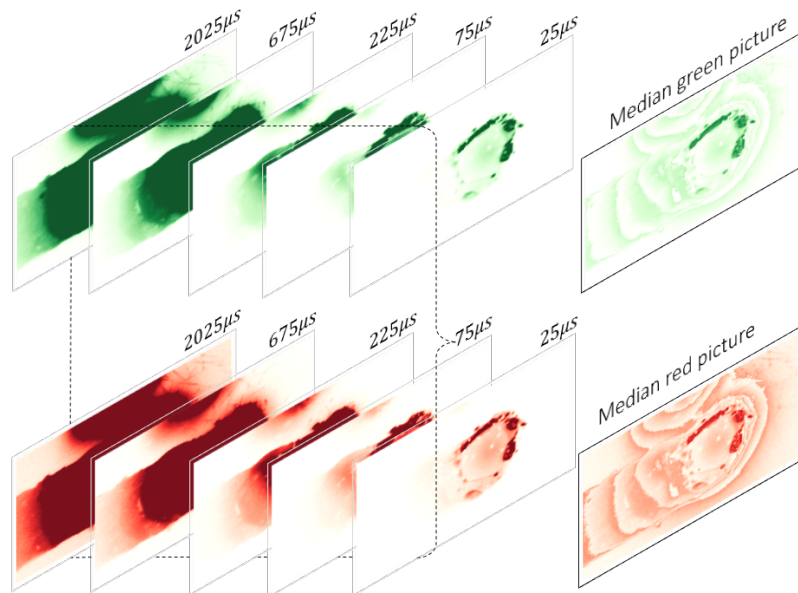
proche de 127 (médiane des valeurs possibles prises par un pixel).

$$C(i, j) = \underset{k \in [1; l]}{\operatorname{argmin}}(|127 - Im_k(i, j)|), \quad (2.3)$$

avec :

1.  $i$  et  $j$  sont les indices de la position d'un pixel dans l'image,
2.  $k$  correspond à l'indice d'une image avec un temps d'exposition donné,
3.  $\operatorname{argmin}$  est la fonction qui permet de retourner l'indice  $c$  qui minimise  $|127 - Im_k(i, j)|$ .

Ensuite, une étape de calibration a permis de montrer que l'intensité mesurée via la caméra était linéaire avec le temps d'exposition. Pour un temps d'exposition deux fois supérieur, l'intensité mesurée



**FIGURE 2.6:** Reconstruction des images médianes dans les canaux rouge et vert à partir d'images de la même scène prises avec 5 temps d'expositions différents.

est deux fois plus grande. Cela permet de normaliser chaque élément de la matrice  $Im_C$  par le temps d'exposition associé et d'avoir une image médiane cohérente.

$$Im_{mediane} = \frac{Im_C(i,j)}{t_C(i,j)} \quad (2.4)$$

Le choix des temps d'exposition est réalisé selon plusieurs critères :

1. le temps  $\Delta t$  pendant lequel le champ de température est stationnaire,
2. l'étendue de la plage de température (plus elle est grande, plus il faut de temps d'expositions),
3. si les deux critères précédents sont satisfaits, et que la caméra permet de prendre d'autres images pendant  $\Delta t$ , l'augmentation du nombre de temps d'expositions permet de raffiner la reconstruction de l'image médiane.

Les valeurs minimales ( $t_{min}$ ) et maximales ( $t_{max}$ ) des temps d'exposition sont choisies manuellement de manière à ce que l'intensité des pixels soit comprise entre 15 et 240.

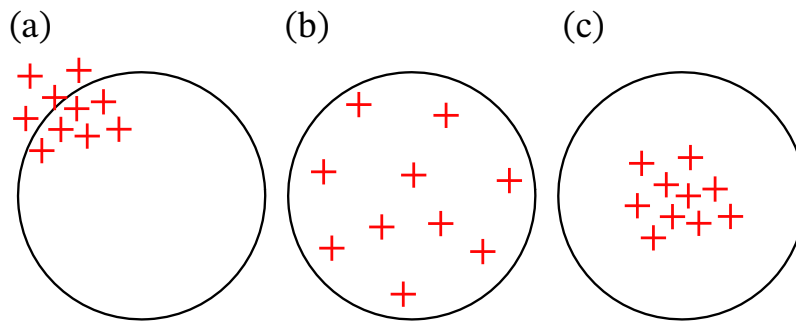
## 2.4 Calibration du dispositif de mesure

La calibration consiste à mesurer la température d'un objet de deux façons différentes, dont l'une d'elle est fidèle et juste (figure 2.7), et l'autre est la méthode à calibrer.

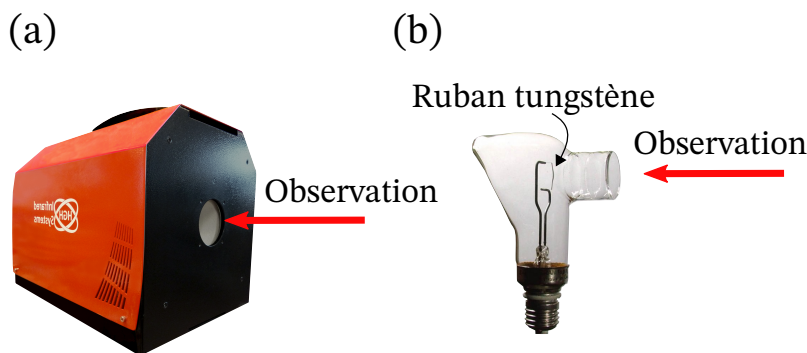
Dans cette étude, l'objectif est de calibrer la façon dont est calculée la température à partir des images RGB de la caméra. Avec l'hypothèse de corps gris (section 1.3.4.3) et à partir de l'équation bichromatique (équation 1.14), cette température s'écrit :

$$T_s = \frac{C_2 \left( \frac{1}{\lambda_g} - \frac{1}{\lambda_r} \right)}{5 \ln \left( \frac{\lambda_r}{\lambda_g} \right) + \ln \left( \frac{L^0(\lambda_r, T_r)}{L^0(\lambda_g, T_g)} \right)}. \quad (2.5)$$

D'abord, la calibration est réalisée sur un corps noir (*HGH infrared RCN1250*, figure 2.8 (a)) dont la fonction est de permettre la calibration d'appareils thermométriques. Comme sa température maximale



**FIGURE 2.7:** Distinction entre la fidélité (a), la justesse (b) et la précision (c) au tir sur cible. (a) Tous les tirs sont groupés. (b) Tous les tirs sont dans la cible. (c) Les tirs sont à la fois groupés et dans la cible. [PER 04]



**FIGURE 2.8:** Observation de la température sur le corps noir (a), et la lampe à ruban de tungstène (b). Les images ne sont pas à l'échelle.

est de 1470 K, une lampe à ruban de tungstène (*Osram W1 17 G*, figure 2.8 (b)) est utilisée pour effectuer la calibration entre 1900 et 2300 K.

Le corps noir est une cavité dans laquelle l'émissivité est supérieure à 0.98. Il est calibré en usine et dispose d'un affichage digital de la température mesurée. Au-delà de 870 K, l'incertitude associée à la température affichée est de  $\pm 0.25\%$ .

La lampe à ruban de tungstène fonctionne comme les ampoules incandescentes. Une fine plaque de tungstène de quelques millimètres de long est fixée sur les deux bornes + et - du culot de l'ampoule, et du courant électrique circule dans ce circuit. Pour une tension et une intensité données, la température de la lampe tungstène est connue (de 800 à 2000 °C). L'ampoule est sous vide pour éviter l'oxydation du tungstène.

Pour estimer la température, il faut trouver deux sets de deux inconnues :

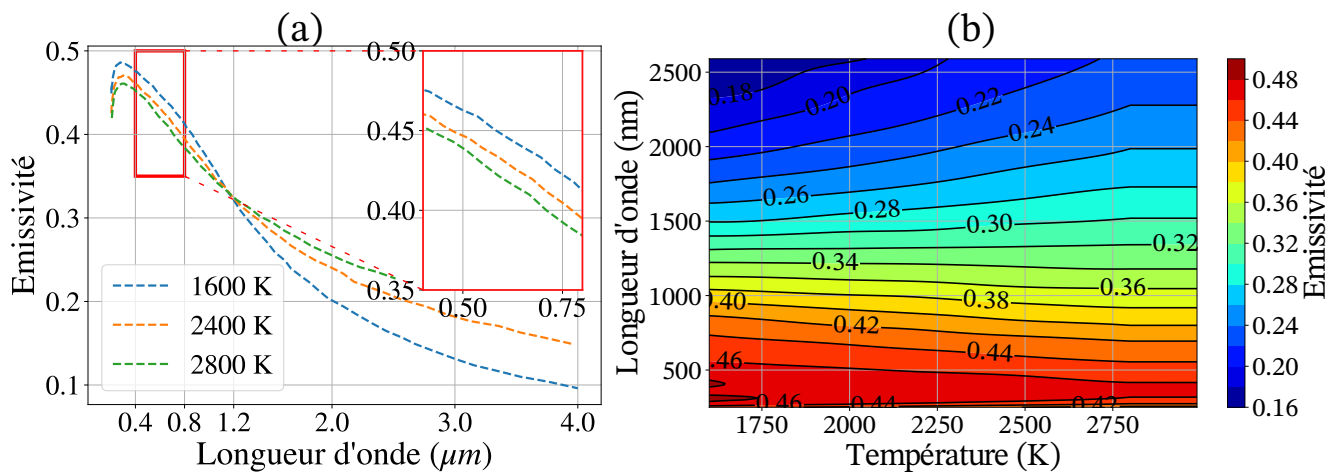
1. les longueurs d'onde  $\lambda_r$  et  $\lambda_g$ ,
2. les luminances  $L^0(\lambda_r, T_r)$  et  $L^0(\lambda_g, T_g)$ .

Pour les premières, il s'agit du fait que la caméra a une réponse **spectrale** dans le domaine visible, mais que l'expression bichromatique est écrite pour deux longueurs d'onde uniques (à défaut d'être intégrées sur tout le domaine spectral). Pour les secondes, la caméra mesure une intensité lumineuse qui correspond à la valeur du pixel, divisée par le temps d'exposition (équation 2.4). Il faut donc trouver un moyen de passer de cette grandeur, aux luminances.

La procédure de calibration consiste à prendre une image du corps noir de 1070 à 1470 K par paliers de 50 K. Grâce à la caméra RGB, les intensités expérimentales des canaux rouge et vert corrigées par celle du canal bleu ( $I_{exp-r}$  et  $I_{exp-g}$ , équation 2.2) sont mesurées sur chacune de ces images. De la même façon, pour la lampe à ruban de tungstène,  $I_{exp-r}$  et  $I_{exp-g}$  sont mesurées entre 1900 et 2300 K par paliers de 50 K.

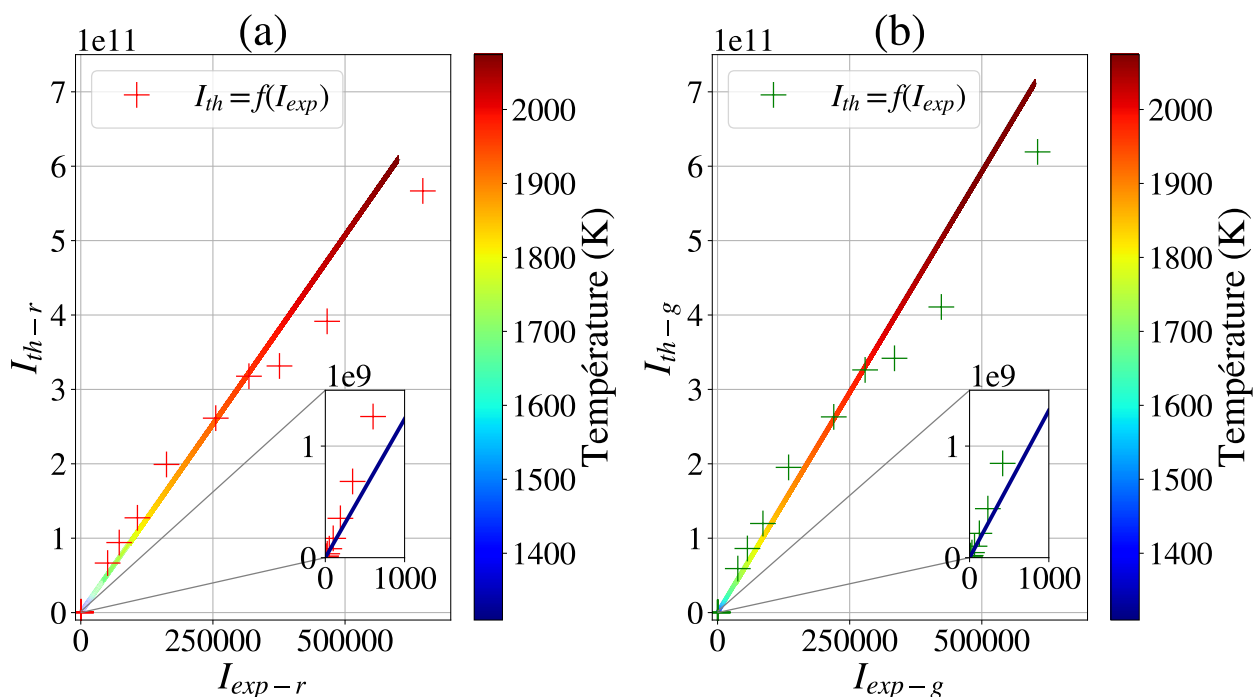


Les intensités théoriques sont calculées à partir de l'équation 2.1. Pour le corps noir, le calcul est direct puisque sa luminance est connue (équation 1.6). En revanche, pour la lampe à ruban de tungstène, l'émissivité est un facteur à prendre en compte. L'évolution de cette dernière en fonction de la température et de la longueur d'onde est parfaitement connue pour le tungstène (figure 2.9 (a) et (b)).



**FIGURE 2.9:** Deux représentations de l'évolution de l'émissivité du tungstène en fonction de la température et de la longueur d'onde ([MON 16b]).

Ces mesures permettent de tracer l'évolution des intensités théoriques ( $I_{th-r}$  et  $I_{th-g}$ ) en fonction des intensités expérimentales à températures égales (figure 2.10).



**FIGURE 2.10:** Evolution de l'intensité théorique en fonction de l'intensité expérimentale mesurée sur le corps noir (dans l'encadré zoomé) et la lampe à ruban de tungstène dans le canal rouge (a) et le canal vert (b) de la caméra.

Les croix correspondent aux mesures expérimentales tandis que la ligne multicolore correspond au calcul de l'intensité théorique à la température indiquée par l'échelle de couleur. Les deux grandeurs

évoluent de manière linéaire l'une par rapport à l'autre :

$$I_{th-canal} = \alpha_{canal} \times I_{exp-canal}, \quad (2.6)$$

avec  $\alpha_{canal}$  les coefficients directeurs des courbes tracées pour les canaux rouge et vert. Ces coefficients dépendent du montage expérimental de la caméra, de son ouverture et de l'objectif qui est monté dessus. Par exemple pour la configuration en DED-LB (section 2.5),  $\alpha_r = 257 \cdot 10^3$  et  $\alpha_g = 263 \cdot 10^3$ . Le coefficient de corrélation  $R^2$  est un nombre entre 0 et 1 qui indique à quel point un modèle est représentatif d'une série de données. Dans ce cas d'étude,  $R^2$  est supérieur à 95% ce qui confirme le choix de l'approximation linéaire. Les écarts entre les points de mesure expérimentaux et l'approximation linéaire sont en parti dûs à l'hypothèse que la lampe tungstène est un corps gris. En réalité, l'émissivité du tungstène varie légèrement dans le domaine visible entre 400 et 800 nm. A 1600 K par exemple (la courbe bleue sur la figure 2.9 (a)), l'émissivité passe de 0.48 à 400 nm à 0.41 à 800 nm. Dans ces conditions, l'hypothèse de corps gris (l'émissivité est constante sur la bande spectrale de mesure) n'est pas strictement respectée et peut devenir une source d'erreur. Dans cette étude, les longueurs d'ondes du rouge et du vert (600 et 500 nm) sont plus rapprochées et l'écart d'émissivité est moindre d'où les faibles écarts entre les valeurs expérimentales et l'interpolation linéaire.

Il s'avère que sur le domaine visible ( $\in [400;800]$  nm), l'intensité théorique ne dépend que de la température (équation 2.1) :  $I_{th-canal} = h(T_{canal}, \lambda_0 = 400, \lambda_1 = 800)$ . Soit  $h^{-1}$  la fonction inverse déterminée numériquement telle que :  $T_{canal} = h^{-1}(I_{th-canal})$ . Grâce à la relation linéaire entre les intensités théoriques et expérimentales (équation 2.6), on a :

$$T_{canal} = h^{-1}(\alpha_{canal} \times I_{exp-canal}). \quad (2.7)$$

Par définition, ces deux températures calculées pour les deux canaux de cette façon sont différentes et ne correspondent pas à la température réelle de la surface (mais à la température d'un corps noir qui rayonne à la même intensité). Ces deux valeurs sont donc utilisées pour calculer les luminances  $L^0(\lambda_r, T_r)$  et  $L^0(\lambda_g, T_g)$  de l'équation bichromatique (équation 2.5) en prenant un couple de longueurs d'ondes initiales ( $\lambda_r^0 = 650$  nm;  $\lambda_g^0 = 450$  nm). Le choix de ces longueurs d'onde est arbitraire et influence le reste de la calibration. L'expression de la température bichromatique devient :

$$T_s = \frac{C_2 \left( \frac{1}{\lambda_g^{eq}} - \frac{1}{\lambda_r^{eq}} \right)}{5 \ln \left( \frac{\lambda_r^{eq}}{\lambda_g^{eq}} \right) + \ln \left( \frac{L^0(\lambda_r^0, T_r)}{L^0(\lambda_g^0, T_g)} \right)}. \quad (2.8)$$

Les longueurs d'onde  $\lambda_r^{eq}$  et  $\lambda_g^{eq}$  sont les deux dernières variables à optimiser. Elles dépendent du choix de  $\lambda_r^0$  et  $\lambda_g^0$  et sont calculées en minimisant l'écart entre la température théorique du corps noir et de la lampe à ruban de tungstène ( $T_{th}$ ), et la température expérimentale ( $T_{exp}$ ) sous les contraintes suivantes :

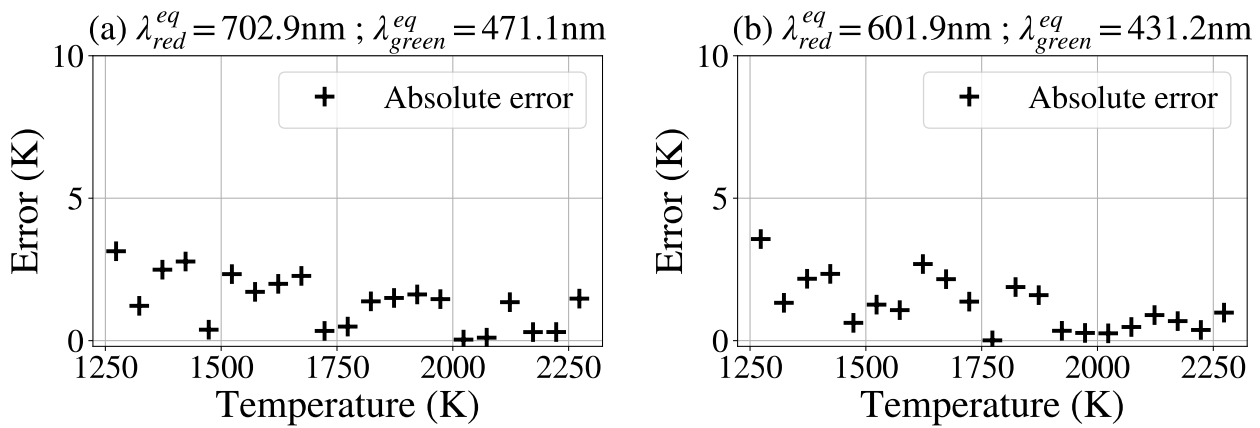
- $\lambda_r^{eq} > \lambda_g^{eq}$ ,
- $\lambda_r^{eq} \in [400;800]$  nm,
- $\lambda_g^{eq} \in [400;800]$  nm.

Comme pour les coefficients de corrélations, ces longueurs d'onde équivalentes dépendent des objectifs montés sur la caméra. Dans les deux dispositifs utilisés dans cette étude, l'erreur absolue sur la température après optimisation est inférieure à 5 K (figure 2.11).

$$E_{abs} = |T_{vrai} - T_{camera}|. \quad (2.9)$$

### 2.4.1 Discussion des paramètres de calibration

Le processus de calibration décrit précédemment est basé sur deux conditions :



**FIGURE 2.11:** Erreur absolue sur la température estimée pour deux objectifs différents : (a) Nikon ED af micro nikkor 200 mm et (b) Precitec ZO YW30 CAM90° YW50 660.

- les intensités rouges et vertes sont corrigées par l'intensité du canal bleu (équation 2.2),
- les longueurs d'ondes initiales et équivalentes sont considérées comme deux grandeurs différentes, au lieu de n'avoir qu'une seule longueur d'onde qui est optimisée.

La somme des moindres carrés (MSSD pour *Mean Sum Squared Differences*) est une métrique intéressante pour comparer tous les cas de figure :

$$MSSD = \frac{1}{N} \times \sum_{n=1}^{n=N} (T_{vrai} - T_{camera})^2, \quad (2.10)$$

avec  $N$  le nombre total de mesures expérimentales.

Plus le MSSD est grand, plus l'écart entre la température vraie et la température mesurée est important sur toute la plage de températures, entre 1250 et 2250 °C (tableau 2.2).

Somme des moindres carrés	MSSD sans correction du canal bleu ( $K^2$ )	MSSD avec correction du canal bleu ( $K^2$ )
Avec $\lambda^{eq} = \lambda^0$	19128	185.2
En optimisant $\lambda^{eq}$	39.7	0.5

Différence absolue entre les longueurs d'onde initiales et absolues		
$\Delta\lambda = \lambda^{eq} - \lambda^0$	$\Delta_r = +175.2 \text{ nm}$ $\Delta_g = +62.9 \text{ nm}$	$\Delta_r = +52.9 \text{ nm}$ $\Delta_g = +21.1 \text{ nm}$

**TABLE 2.2:** MSSD de la température vraie et de la température mesurée avec la caméra pour différentes hypothèses de calibration.

La correction du canal bleu et l'optimisation séparée des longueurs d'onde équivalentes présentent un réel intérêt pour augmenter la précision de l'estimation de la température.

## 2.4.2 Protocole de mesure de la température

Pour résumer, le dispositif de mesure de température bichromatique est un processus en 6 étapes (figure 2.12). Les deux premières sont des étapes de calibration :

1. trouver la relation linéaire entre l'intensité théorique et l'intensité expérimentale (équation 2.6),
2. optimiser les longueurs d'onde équivalentes pour réduire l'erreur d'estimation de la température (figure 2.11).

Ensuite, une fois l'acquisition d'images RGB réalisée avec le multi-temps d'exposition (section 2.3.2), les deux étapes suivantes sont du traitement d'image :

3. reconstruction d'une image médiane sans sur/sous-exposition (figure 2.6),
4. correction des intensités expérimentales dans les canaux rouge et vert par celle du canal bleu (équation 2.2).

Enfin, les 2 dernières étapes de la thermographie concernent le calcul de la température :

5. à partir des intensités expérimentales corrigées, calcul des températures de couleur et des luminances associées (équation 2.7),
6. calcul de la température (équation 2.8).

Ce processus est unique pour chaque objectif monté sur la caméra, et il permet d'évaluer la température de n'importe quelle surface au delà de 800 K qui valide l'hypothèse de corps gris.

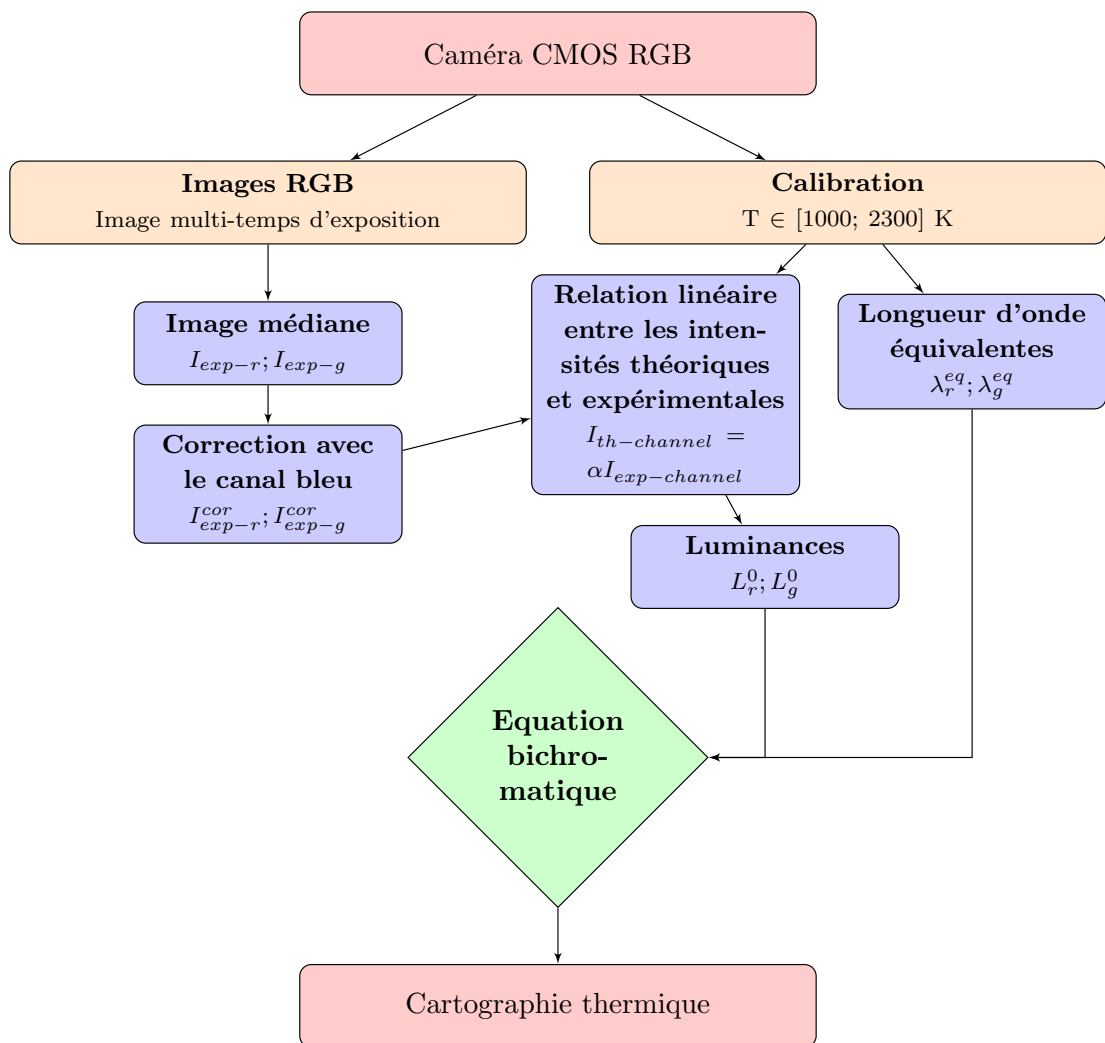


FIGURE 2.12: Logigramme du processus de cartographie thermique.

## 2.5 Mesure thermique bichromatique

Une fois la caméra calibrée, elle est d'abord utilisée lors de deux essais de référence qui permettent de vérifier que les températures estimées sont correctes à la fois sur des surfaces solides et liquides. En

effet, c'est sur cet aspect que ce dispositif est intéressant, pouvoir estimer la température en s'affranchissant des problèmes d'émissivité. La première vérification est faite sur un tube en acier inoxydable 316L chauffé par induction jusqu'à 1500 K (la température de fusion de ce métal est de 1700 K) dans un environnement inerte, puis oxydant (section 2.5.1.1). Ensuite, la seconde vérification s'effectue en mesurant la température de fusion d'un barreau de Vanadium (section 2.5.1.2). Les sources d'incertitudes de cette méthode et leur impact sur l'estimation de la température sont discutés dans la section suivante (section 2.5.2), avant de conclure ce chapitre en effectuant la cartographie thermique du bain de fusion en DED-LB (section 2.5.3.1) et en fabrication arc-fil (section 2.5.3.2).

## 2.5.1 Validation de la méthode bichromatique

### 2.5.1.1 Chauffage par induction - phase solide

Pour cette première validation, un tube de 10 mm de diamètre et de 3 mm d'épaisseur est placé au centre d'un inducteur et chauffé jusqu'à 1500 K. Le tout est situé dans une enceinte fermée où l'environnement est contrôlé avec un capteur d'oxygène. En environnement libre, le taux d'oxygène est égal à 20.8%. Lorsqu'il est chassé en continu avec de l'argon, le taux d'oxygène est inférieur à 0.2%. L'argon est un gaz neutre, et en chassant l'oxygène, il permet de retarder l'oxydation des éprouvettes. Une vitre latérale sur l'enceinte permet d'observer l'éprouvette placée à l'intérieur de celle-ci (figure 2.13). La caméra CMOS est équipée d'un objectif avec une distance focale de 200 mm (AF Micro-Nikkor 200 mm).

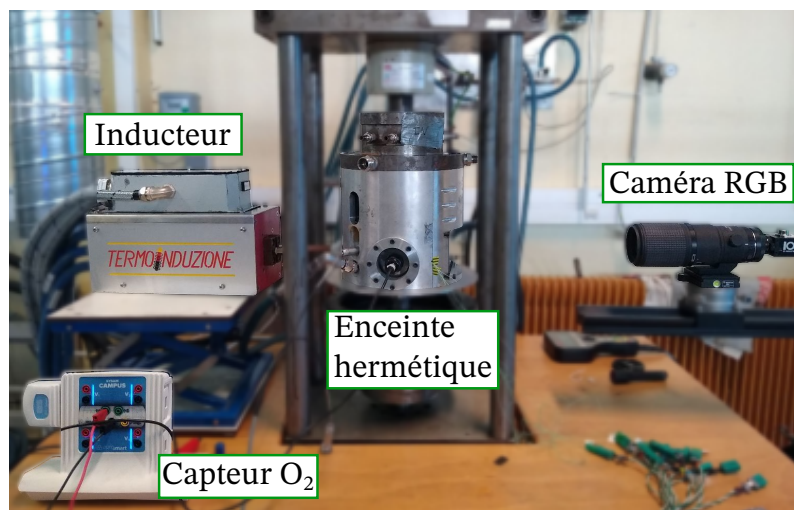


FIGURE 2.13: Dispositif expérimental pour la première validation.

La température de ce tube est mesurée à la fois grâce à des thermocouples de type K et avec la caméra bichromatique. Un thermocouple est un moyen d'évaluer la température d'un objet conducteur en mesurant une différence de potentiel entre 2 électrodes soudées sur sa surface. Plus les électrodes sont petites et soudées proches l'une de l'autre, plus la mesure effectuée est précise et locale. Les thermocouples type K ont des électrodes de 0.2 mm de diamètre et permettent de mesurer des températures allant jusqu'à 1470 K, avec une incertitude relative ( $\Delta TC$ ) de  $\pm 1\%$ . Ils sont soudés manuellement sur les éprouvettes à 5 positions verticales différentes (figure 2.14).

La température de l'éprouvette est mesurée à partir de 1170 K car en dessous de cette valeur, le tube ne rayonne pas suffisamment pour être visible sur les images de la caméra. La température augmente jusqu'à 1500 K, à raison de  $10 \text{ K}\cdot\text{s}^{-1}$ . La caméra est réglée pour prendre 7 images avec 7 temps d'expositions différents : 0.050, 0.100, 0.200, 0.500, 1.000, 2.000 et 4.000 ms. Entre deux images successives, la température augmente de 0.08 K, ce qui permet de faire l'hypothèse que le champ de température est stationnaire pendant le temps de l'acquisition des 7 images.

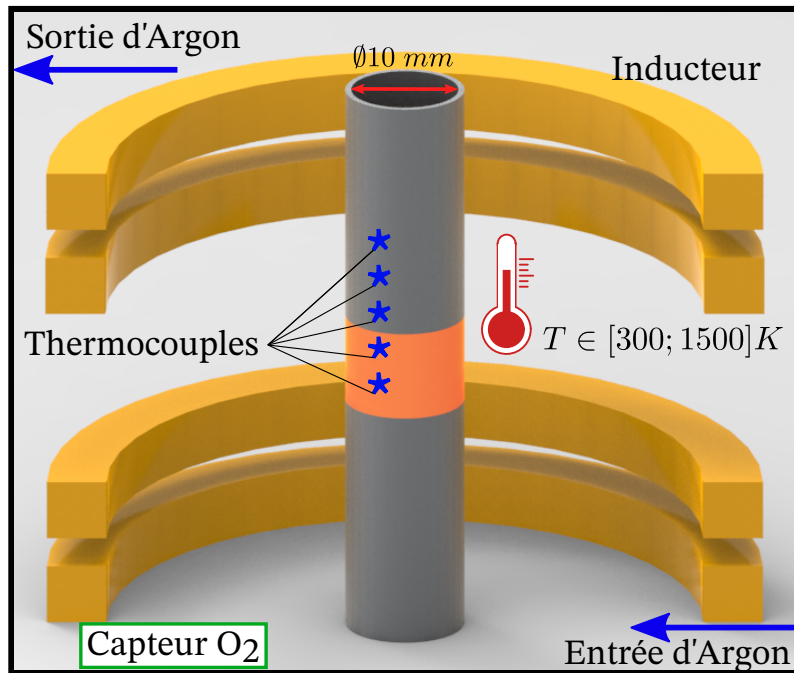


FIGURE 2.14: Schéma de l'éprouvette à l'intérieur de l'enceinte hermétique.

Ensuite, l'écart absolu entre la température mesurée par les thermocouples à la position  $h$  ( $T_{TC_h}$ ) et la caméra à la même position ( $T_{cam_h}$ ) est calculé au cours de la montée en température (figure 2.15).

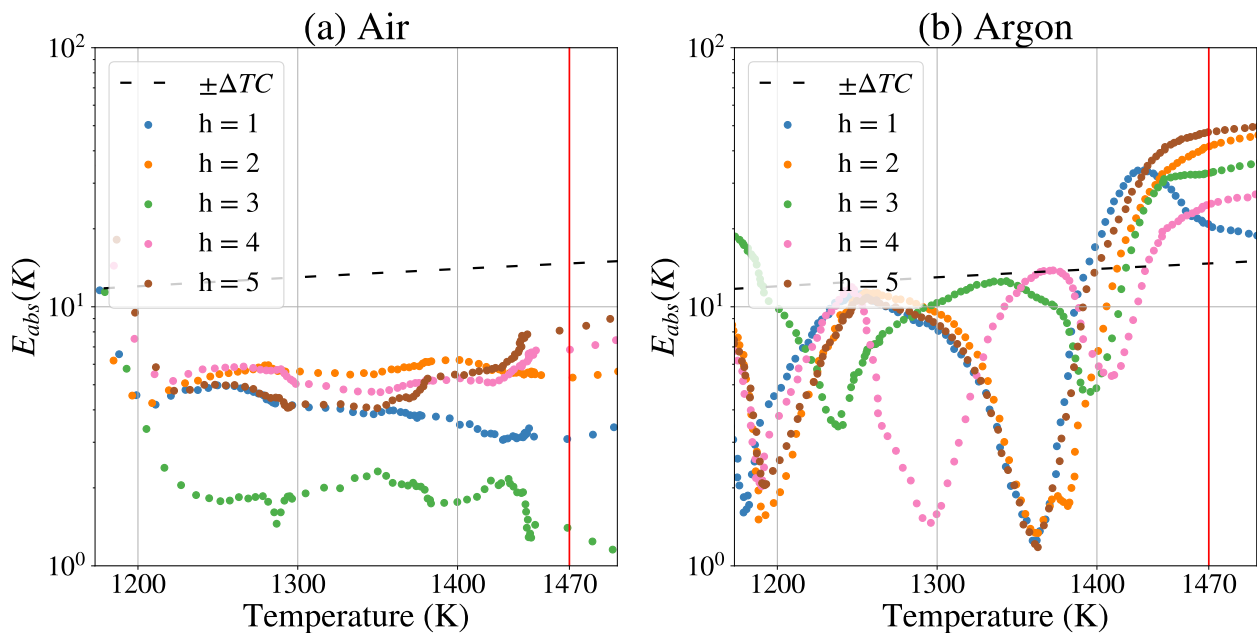


FIGURE 2.15: Ecart absolu entre les températures mesurées avec les thermocouples et avec la caméra dans un environnement : (a) sans argon et (b) avec argon. L'incertitude des thermocouples est représentée par la ligne noire pointillée.

En dessous de 1400 K, dans les deux environnements, l'écart absolu est de 10 K tandis que l'incertitude des thermocouples est légèrement supérieure à 10 K. Entre 1400 et 1500 K, dans l'environnement avec argon, l'erreur augmente d'un coup et pour les 5 thermocouples, ce qui signifie qu'un facteur commun impacte les résultats de la caméra. L'hypothèse la plus probable est que dans l'environnement sous argon, une fine couche d'oxyde commence à se former autour de 1400 K, alors que sous oxygène, cette

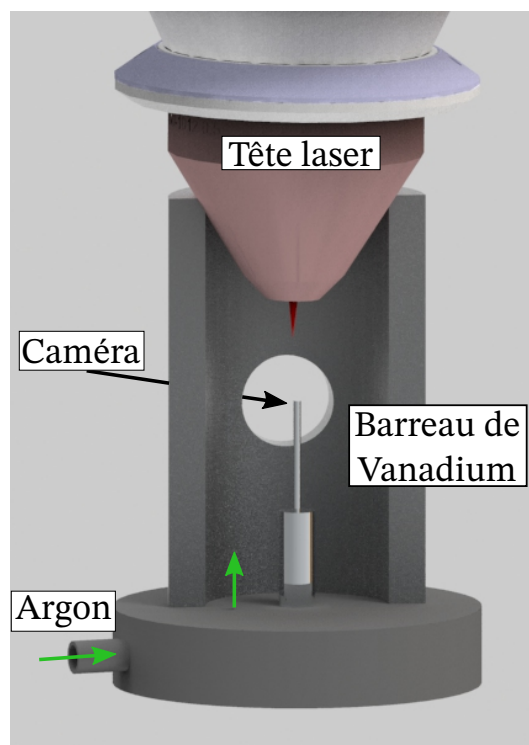
couche d'oxyde est formée dès 1000K. L'apparition des premiers micromètres d'oxyde est un phénomène connu pour énormément faire varier l'émissivité d'une surface (section 1.3.3.2). Dans l'environnement sans argon (figure 2.15 (a)), comme la couche d'oxyde est déjà bien formée avant 1200 K, elle n'a pas d'impact sur la mesure de température, l'hypothèse de corps gris est valide. C'est dans le cas d'un environnement avec argon (figure 2.15 (b)), où l'apparition d'oxyde est retardée jusqu'à 1400 K, que l'impact sur l'émissivité se fait sentir et l'erreur sur la température calculée augmente. Finalement, lors de la formation des premiers micromètres d'oxyde, l'émissivité varie non linéairement en fonction de la longueur d'onde, et l'hypothèse de corps gris (section 1.3.4.3) n'est plus valable. En revanche, une fois que la couche d'oxyde est stabilisée, la surface redevient un corps gris et les températures mesurées avec la caméra sont correctes.

Finalement, cette première expérience permet de valider la caméra bichromatique entre 1200 et 1500 K, l'écart de température entre la caméra et les thermocouples étant inférieur à la précision de mesure de ces derniers.

### 2.5.1.2 Fusion de corps purs - phase liquide

Cette deuxième expérience a pour objectif de valider la mesure bichromatique à la fois au delà de 1500 K, et aussi en présence de phase liquide. L'étude de la fusion de matériaux purs est le cas parfait pour cette étude puisque leur température de fusion est parfaitement connue. Des expériences similaires ont été réalisées pour étudier la forme et la température du barreau fondu lors de sa fusion ([MOR 10, MON 17]).

Pour l'expérience, un barreau cylindrique de Vanadium de 2 mm de diamètre est placé au centre d'une enceinte fermée non hermétique. Un laser à diode (Laserline LMD 2000-40) est situé en haut de l'enceinte avec une longueur d'onde de 1070 nm. Une vitre latérale permet d'observer le bout du barreau métallique avec la caméra CMOS équipée d'un objectif avec une distance focale de 200 mm (AF Micro-Nikkor 200 mm). Enfin, un conduit permet d'amener de l'argon par le bas de l'enceinte et de chasser l'oxygène autour du barreau (figure 2.16).



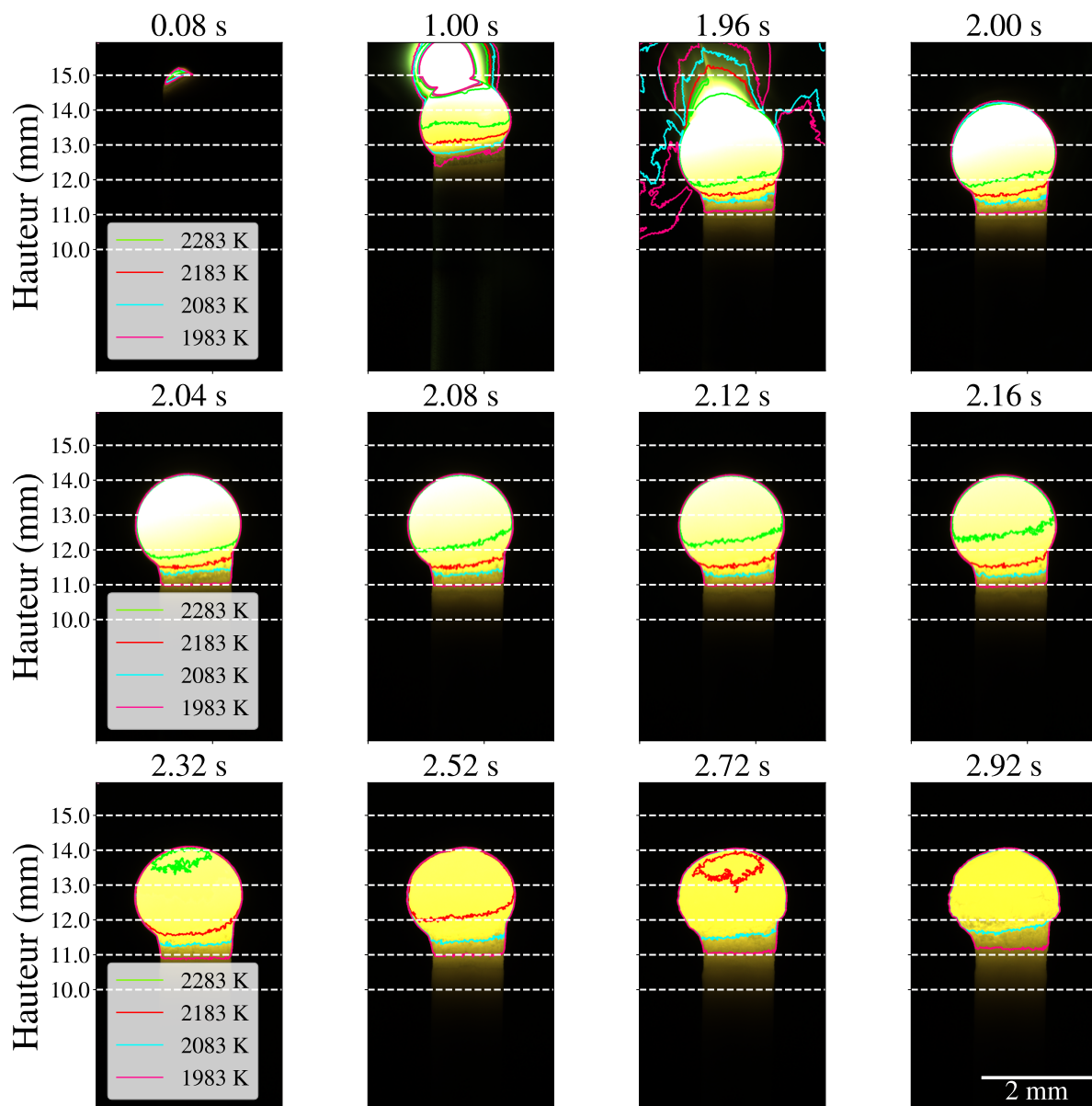
**FIGURE 2.16:** Dispositif expérimental pour la seconde validation.

Les propriétés du Vanadium sont résumées dans le tableau suivant (tableau 2.3) :

Propriétés thermiques	Vanadium
Température de fusion (K)	2183
Masse volumique ( $kg.m^{-3}$ )	6100
Conductivité thermique ( $W.m^{-1}.K^{-1}$ )	30.7

**TABLE 2.3:** Propriétés thermiques du Vanadium.

Pour atteindre la température de fusion de l'éprouvette, la puissance laser est réglée sur 350 W et il est allumé en continu pendant 2 secondes. Sur la caméra, 6 temps d'expositions sont sélectionnés : 0.025, 0.050, 0.100, 0.200, 0.500 et 1.000 ms, et une série d'image est prise toutes les 40 ms. L'objectif est d'observer la fusion du bout du barreau au cours de sa fusion et de sa solidification dès que le laser est éteint après 2 s (figure 2.17).



**FIGURE 2.17:** Evolution de la température le long du barreau de Vanadium.

Les quatre premières images représentent le barreau de Vanadium lorsque le laser est allumé. Les contours colorés représentent les isothermes à 5 températures différentes. L'isotherme à 2183 K (ligne rouge) correspond à la température de fusion du vanadium. Lorsque le laser chauffe le barreau, une



goutte sphérique se forme, ce qui indique que cette partie du barreau devient liquide. L'isotherme à 2183 K se situe parfaitement dans le prolongement de la sphère à  $t = 2$  s. Pendant les 0.16 secondes suivantes, l'isotherme à 2283 K (ligne verte) remonte en haut de la partie sphérique tandis que l'isotherme à 2183 K stagne au même endroit, ce qui indique que la température de la sphère est légèrement supérieure à la température de fusion. Ce laps de temps pendant lequel l'isotherme à 2183 K ne bouge pas est dû à la chaleur latente de solidification du vanadium, qui correspond à un palier pendant lequel le bout du barreau reste en fusion et ne se solidifie pas directement. D'ailleurs, pendant toute cette phase, la goutte reste parfaitement sphérique, elle est encore à l'état liquide. Ensuite, à partir de 2.52 s, l'isotherme à 2183 K remonte le long de la sphère, et la goutte se solidifie. Cela se remarque notamment à sa forme qui devient plus irrégulière.

Cette expérience montre que la caméra bichromatique est une méthode valide pour étudier à la fois des températures importantes et sur des zones avec des changements de phases solide/liquide. Par ailleurs, la résolution de la caméra permet de suivre les mouvements macroscopiques de la zone liquide, ce qui est particulièrement intéressant pour observer des procédés dynamiques comme la fabrication additive où la forme du bain de fusion évolue constamment.

## 2.5.2 Analyse des incertitudes

Outre les sources d'erreurs présentes dans l'environnement des expériences, il y en a deux qui sont intrinsèques au processus de calibration de la caméra :

1. le choix des longueurs d'onde initiales ( $\lambda^0$ ), qui impacte la valeur des longueurs d'onde équivalentes ( $\lambda^{eq}$  dans l'équation 2.8),
2. l'émissivité de la surface (*i.e.* l'hypothèse de corps gris).

Pour étudier leur influence sur la température estimée, des calibrations supplémentaires sont réalisées avec :

- de nouvelles longueurs d'onde initiales ( $\lambda^0$ ),
- un ratio des émissivités qui varie entre 0.9 et 1.1 ( $\epsilon = \frac{\epsilon(\lambda_r)}{\epsilon(\lambda_g)}$ , dans l'équation 1.14).

Les longueurs d'ondes équivalentes évoluent de manière quasi linéaire avec les longueurs d'onde initiales choisies (figure 2.18). La longueur d'onde initiale pour le canal vert ( $\lambda_g^0$ ) n'a pas d'impact sur la longueur d'onde équivalente dans le canal rouge ( $\lambda_r^{eq}$ ) et vice versa.

Pour chaque couple de longueurs d'ondes initiales ( $\lambda_r^0, \lambda_g^0$ ) et leurs longueurs d'onde équivalentes associées, l'erreur maximale à l'étape de calibration est calculée (figure 2.19 (a)).

L'erreur maximale oscille entre 2 et 5 K (figure 2.19 (b)), ce qui indique que le choix des longueurs d'onde initiales a une très faible influence sur la température calculée.

L'impact du ratio des émissivités est étudié pour un couple de longueurs d'onde donné. La calibration est réalisée avec un ratio qui varie entre 0.9 et 1.1, et l'erreur maximale de chaque calibration est associée au ratio correspondant (figure 2.20 (a)).

L'importance de l'hypothèse de corps gris est soulignée par ces résultats puisqu'une variation de  $\pm 10$  % du ratio de l'émissivité peut entraîner une erreur de 80 K sur la mesure de la température. Cela signifie que tous les phénomènes qui ont un impact sur l'émissivité (l'oxydation, les projections de poudre, l'inclinaison de la surface...) sont autant de sources d'erreurs sur la température mesurée.

Toutefois, pour remettre ces résultats en perspective avec les phénomènes observés en fabrication additive dans cette étude, 80 K reste une erreur minime par rapport aux températures avoisinant les 1600 K du bain de fusion.

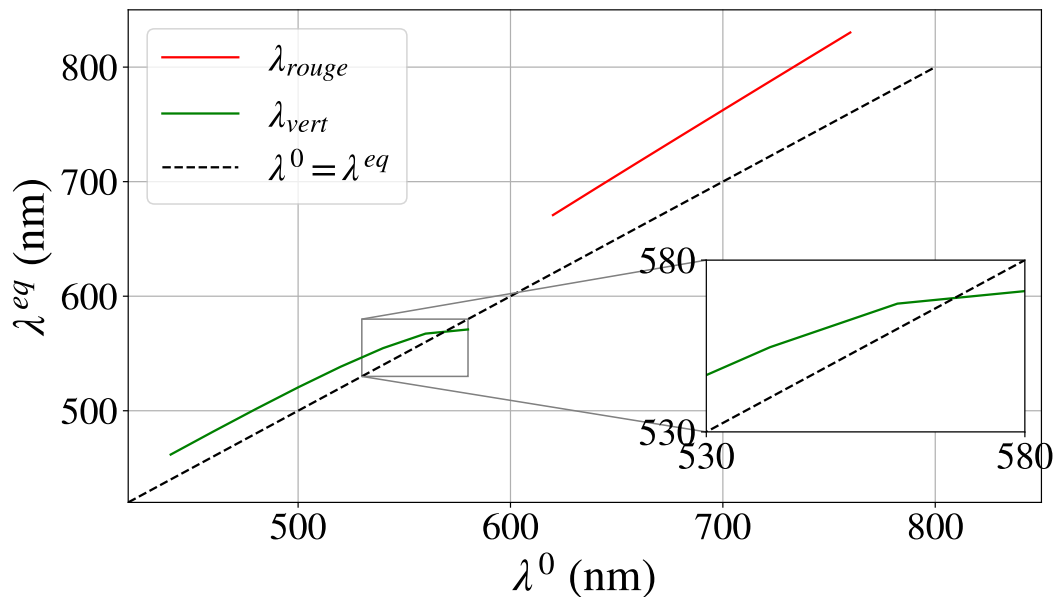


FIGURE 2.18: Evolution des longueurs d'ondes équivalentes en fonction des longueurs d'onde initiales.

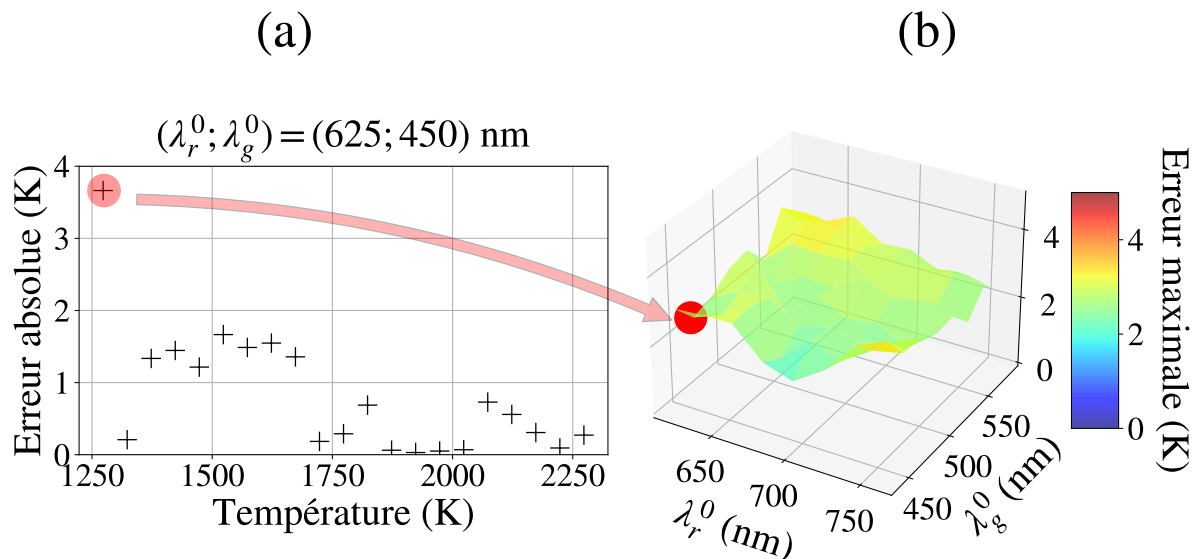


FIGURE 2.19: (a) Erreur absolue maximale associée à un couple de longueurs d'onde initiales particulier. (b) Cartographie 2D de l'erreur absolue maximale pour différents couples de longueurs d'onde initiales.

### 2.5.3 Cartographie thermique du bain de fusion

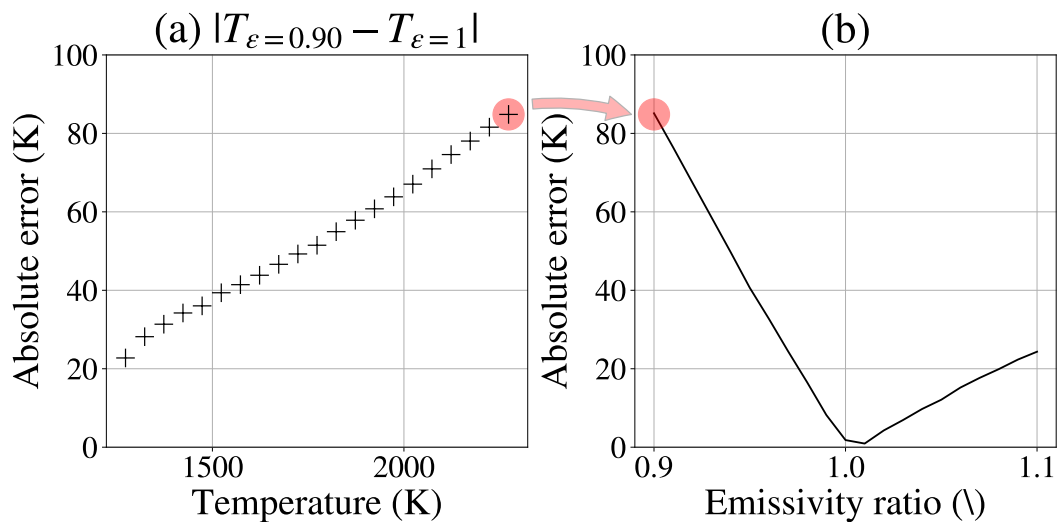
La caméra bichromatique présentée dans les sections précédentes est utilisée sur deux types de fabrication additive : DED-LB sur le dispositif LaSCol du LaMCoS<sup>1</sup>, et DED-GMA au GSCOP à Grenoble<sup>2</sup>.

#### 2.5.3.1 Etude du bain fondu en DED-LB

Pour cette étude, le matériel d'apport est de la poudre d'acier inoxydable 316L, déposée sur un substrat en acier inoxydable également. Ce dernier est usiné préalablement pour que la surface de dépôt

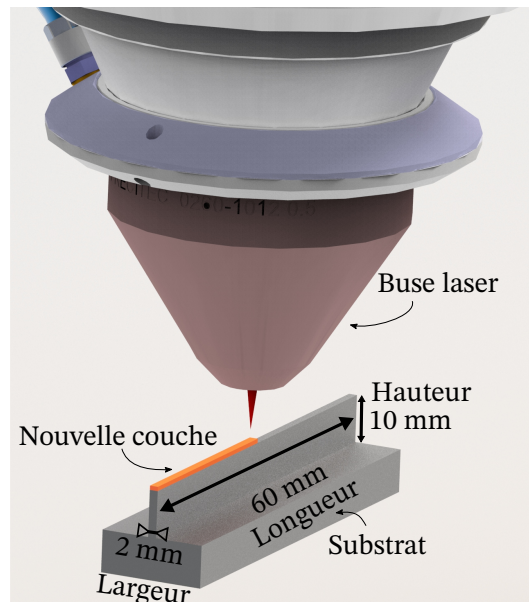
1. Univ. Lyon, INSA Lyon, CNRS, Lamcos, UMR5259, 69100, Villeurbanne, France

2. Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Grenoble INP, G-SCOP, 38000, Grenoble, France



**FIGURE 2.20:** (a) Erreur absolue maximale associée à un ratio d'émissivité de 0.9. (b) Evolution de l'erreur absolue maximale en fonction du ratio des émissivités.

ait les mêmes dimensions en largeur que les nouvelles couches de matières déposées (figure 2.21).



**FIGURE 2.21:** Modélisation du substrat et de la buse laser dans le dispositif LaSCol.

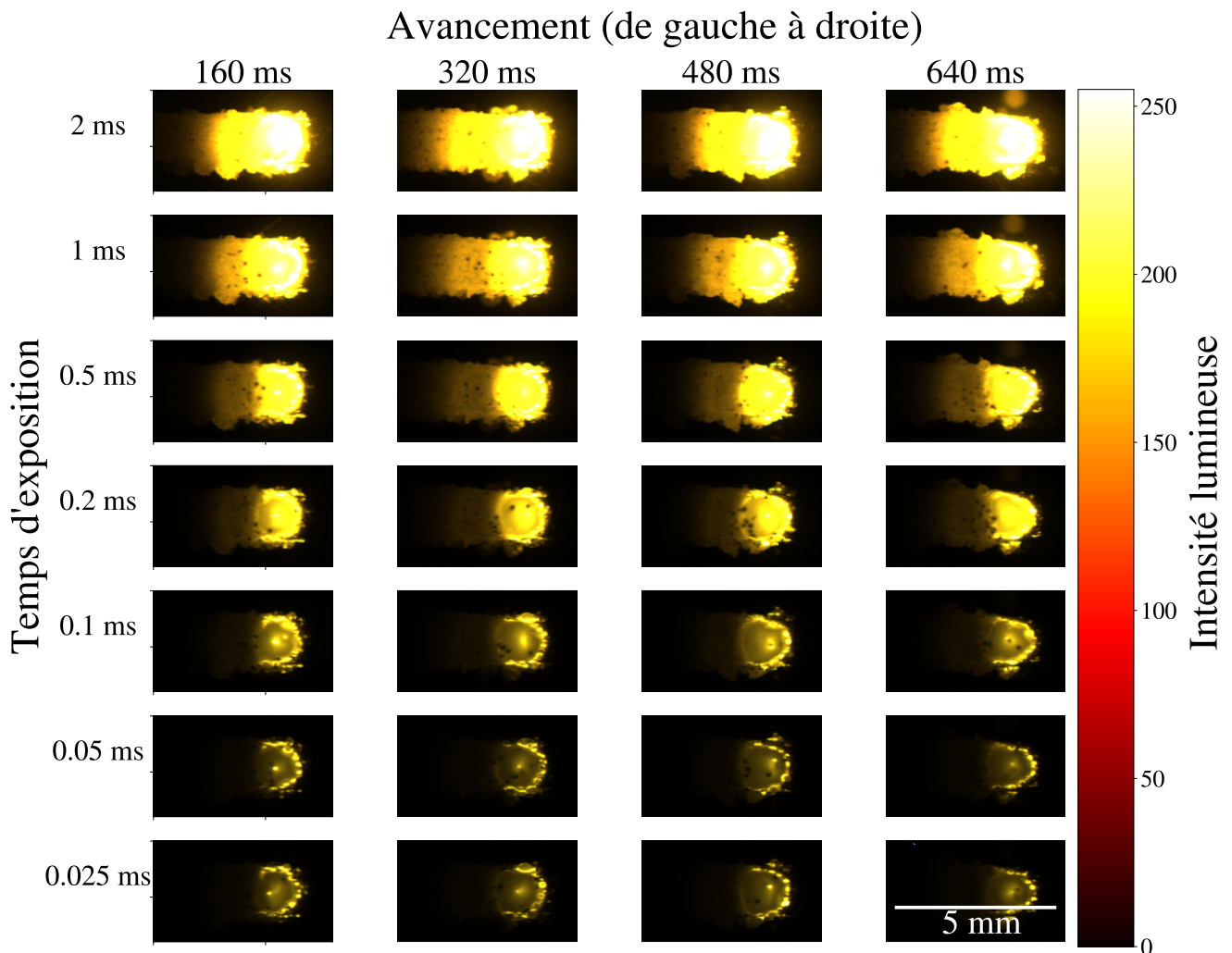
Les dimensions du substrat sont telles que :

- sa longueur est la dimension parallèle à la direction dans laquelle se déplace le laser (60 mm sur 2.21),
- sa largeur est la dimension perpendiculaire au déplacement du laser et au laser lui-même (2 mm sur 2.21),
- sa hauteur est la dimension perpendiculaire aux deux autres (10 mm sur 2.21)

L'objectif de cette étude est double : d'une part étudier la thermique du bain de fusion et vérifier que les résultats sont cohérents, et d'autre part étudier l'évolution de ses caractéristiques lorsque les paramètres de fabrication varient.

**Thermographie du bain de fusion** Afin de pouvoir observer une plage de température étendue dans la zone liquide du bain de fusion et ses alentours solides, les 7 temps d'exposition suivant sont choisis :

0.025, 0.050, 0.100, 0.200, 0.500, 1.000 et 2.000 ms ; et une série d'images est réalisée toutes les 160 ms (figure 2.22).

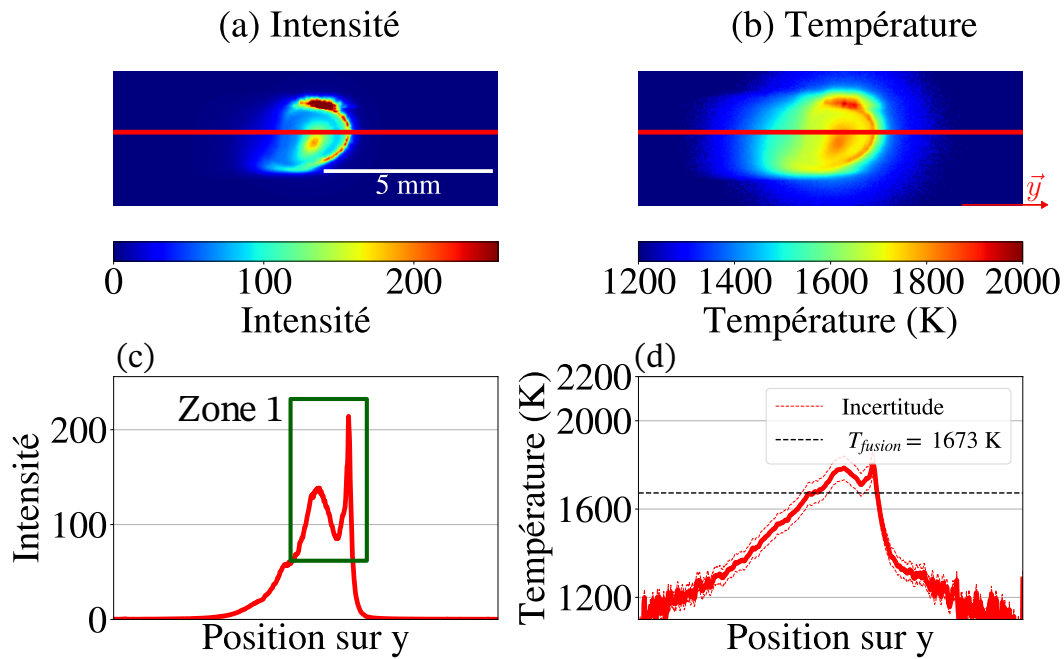


**FIGURE 2.22:** Images successives du bain de fusion (en vue de dessus) avec tous les temps d'exposition correspondants en DED-LB.

Chaque colonne correspond à une série d'images prises à des intervalles de temps très courts, avec des temps d'exposition différents. Les images sur la première ligne, avec le temps d'exposition le plus important, sont toutes surexposées au niveau de la zone liquide la plus chaude, mais elles permettent d'observer la traînée qu'elle laisse derrière elle. En combinant ces 7 images, on parvient à étudier la température dans et autour du bain de fusion avec de forts gradients thermiques. La combinaison de ces images est possible uniquement en considérant que le champ de vue est stationnaire (*i.e.* que toutes les images sont prises simultanément). Dans ce cas précis, le temps nécessaire à l'acquisition des 7 images  $\Delta t$  est de 3 ms. La vitesse de déplacement de la buse laser est de  $5 \text{ mm}\cdot\text{s}^{-1}$ , donc elle se déplace de  $1.5 \mu\text{m}$  sur  $\Delta t$ , soit une distance environ 1000 fois inférieure aux dimensions du bain de fusion. Dans ces conditions, l'hypothèse de champ de vue stationnaire est valide.

En recombinaison ces 7 images pour éviter les zones de sur/sous-expositions (section 2.3.2), l'image d'intensité médiane (figure 2.23 (a)) permet de dresser la cartographie thermique du bain de fusion (figure 2.23 (b)).

Les courbes rouges (figures 2.23 (c) et 2.23 (d)) indiquent respectivement l'évolution de l'intensité et de la température le long des profils tracés. Globalement, ces deux grandeurs évoluent de manière similaire, *plus c'est lumineux, plus c'est chaud*. La température de fusion de l'acier inoxydable est représentée



**FIGURE 2.23:** Image de l'intensité (dans le canal rouge) médiane (a) et de la température (b) du bain de fusion. Evolution de l'intensité (dans le canal rouge) (c) et de la température (d) au centre du bain de fusion.

par la ligne en pointillés noirs à 1673 K.

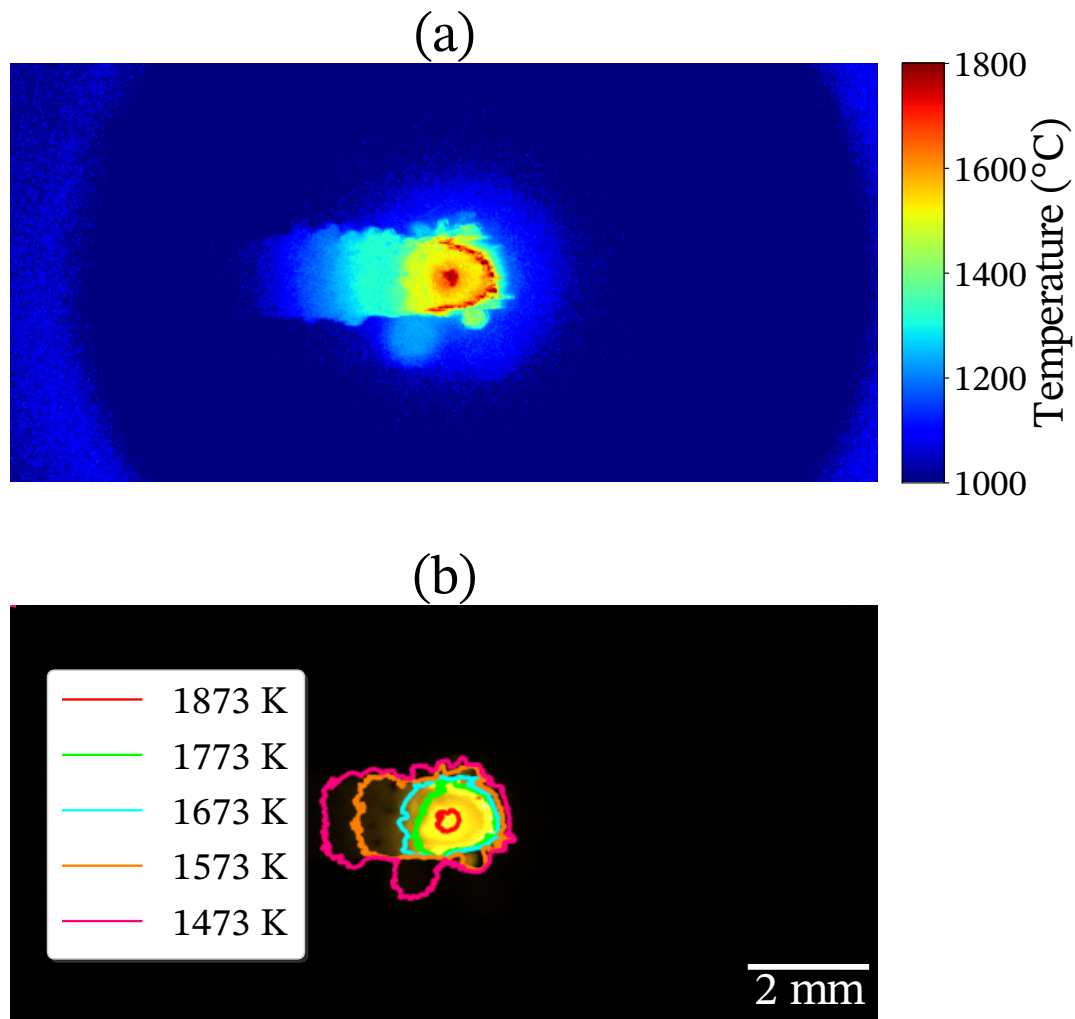
La zone 1 encadrée en vert sur le profil d'intensité indique une grosse chute de l'intensité (qui se traduit par une baisse de la température) dans le bain de fusion. Ce résultat est contre intuitif puisque la zone la plus chaude du bain de fusion devrait se situer en son centre, et décroître de manière monotone lorsqu'on s'en éloigne. Un phénomène similaire a été observé sur une étude du bain de fusion en soudage avec une caméra infra-rouge ([SMU 13]). Cette non-linéarité de l'intensité lumineuse indiquerait une oxydation de la zone affectée thermiquement et donc de fortes variations de l'émissivité (section 1.3.3.2).

Finalement, la cartographie thermique permet de tracer des isothermes pour des températures solides et liquides (à 100 et 200K autour de la température de fusion sur la figure 2.24). Ces informations sont cruciales lors de la fabrication. Dans le cadre du contrôle en boucle fermée, le suivi des dimensions du bain de fusion permet d'avoir un indicateur fiable de la stabilité du procédé. Lors du passage successif du laser, de la chaleur s'accumule dans la pièce en cours de construction, et il est intéressant de diminuer la puissance ou d'augmenter la vitesse du laser pour conserver un bain de fusion de taille similaire. D'autre part, les gradients thermiques de la pièce autour de la zone liquide permettent d'obtenir des informations sur la microstructure de la pièce après solidification.

**Influence des paramètres opératoires** La caméra permet d'étudier l'influence des paramètres opératoires du DED-LB sur la morphologie du bain de fusion. Dans un premier temps, on considère les deux principaux paramètres : l'apport d'énergie surfacique ( $E_s$  en  $J.mm^{-2}$ ) et l'apport de matière ( $A$  en  $g.mm^{-2}$ ). Ces deux grandeurs dépendent de la vitesse d'avance du laser ( $V$  en  $mm.s^{-1}$ ) et du diamètre de son faisceau ( $\theta_{laser}$  en mm), et respectivement de la puissance du laser ( $P$  en W) et du débit de poudre massique ( $Q_p$  en  $g.min^{-1}$ ) tels que :

$$E_s = \frac{P}{V\theta_{laser}} \text{ et } A = \frac{Q_p}{V\theta_{laser} * 60}. \quad (2.11)$$

Dans ces expressions, seul le diamètre du laser est constant ( $\theta_{laser} = 1.4$  mm). Ainsi, une énergie surfacique donnée peut être atteinte avec différents couples de paramètres comme l'indique le plan



**FIGURE 2.24:** Isothermes autour du bain de fusion.

d'expérience suivant (tableau 2.4). Sur tous les essais de ce plan d'expérience, une seule couche est déposée sur un substrat pré-usiné.

Grâce aux 6 premières expériences, 3 cas d'études peuvent être étudiés plus précisément :

1. une énergie surfacique égale avec différents couples de paramètres à apport de matière constant (essais 1-2, 3-4 et 5-6),
2. une multiplication par deux de l'énergie surfacique à apport de matière constant (essais 1-3 et 2-4),
3. une augmentation de l'apport de matière à énergie surfacique constante (essais 3-5 et 4-6).

La poudre est acheminée dans le bain de fusion grâce à un gaz porteur avec un débit réglable ( $Q_{at}$  en  $L \cdot \text{min}^{-1}$ ). Trois nouveaux essais sont ajoutés au plan d'expérience précédents à énergie surfacique et apport de matière constant pour étudier l'impact de la vitesse de la poudre sur le bain de fusion.

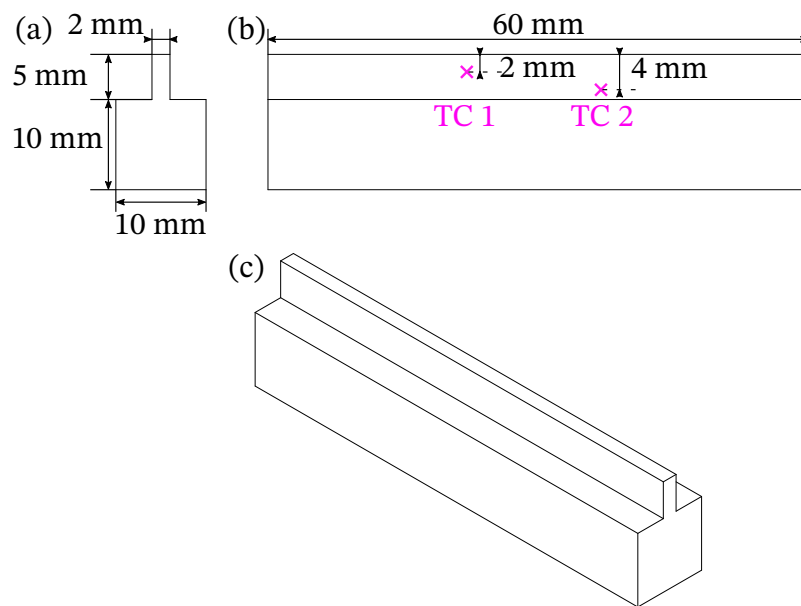
Chaque essai est répété deux fois sur 2 éprouvettes différentes. Les substrats sont également en acier inoxydable, avec la même forme que pour les essais précédents (figure 2.21), et une seule couche de matière est déposée pour éviter l'accumulation de chaleur dans la pièce. Deux thermocouples (TC 1 et TC 2) sont placés sur la face usinée du substrat pour mesurer la température lors du passage du laser.

Ce dispositif expérimental permet de mesurer 4 caractéristiques de la fabrication :

1. la mesure de la température sur la face latérale du substrat grâce aux thermocouples (figure 2.26),
2. la morphologie de la couche déposée post-fabrication grâce à un scan 3D de la pièce (figure 2.27),

Essai n°	P (W)	V (mm.s <sup>-1</sup> )	Q <sub>p</sub> (g.min <sup>-1</sup> )	E <sub>s</sub> (J.mm <sup>-2</sup> )	A (g.mm <sup>-2</sup> )	Q <sub>at</sub> (L.min <sup>-1</sup> )
1	250	10	6.9	18	8.2·10 <sup>-3</sup>	6
2	350	14	9.6	18	8.2·10 <sup>-3</sup>	
3	250	5.0	3.4	36	8.2·10 <sup>-3</sup>	
4	350	7.0	4.8	36	8.2·10 <sup>-3</sup>	
5	250	5.0	5.7	36	14·10 <sup>-3</sup>	
6	350	7.0	7.9	36	14·10 <sup>-3</sup>	
7	250	10	6.9	36	14·10 <sup>-3</sup>	9
8						12
9						15

**TABLE 2.4:** Plan d'expérience pour l'étude de l'impact de l'énergie surfacique et de l'apport de matière sur l'état du bain de fusion (essais 1 à 6). Plan d'expérience pour l'étude de l'impact de la vitesse d'acheminement de la poudre sur l'état du bain de fusion (essais 7 à 9).



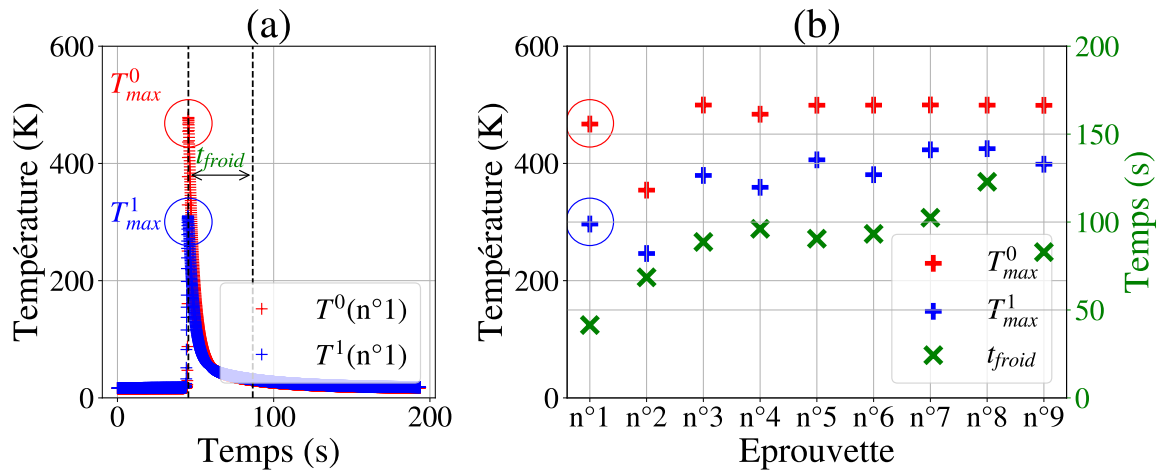
**FIGURE 2.25:** (a) Vue de face des substrats. (b) Vue de gauche des substrats. (c) Vue isométrique des substrats.

- la mesure de la profondeur et de la surface de la zone fondue en réalisant des coupes transversales de pièces post-fabrication (figure 2.28),
- l'évolution de la morphologie et de la température du bain de fusion au cours de la fabrication grâce à la caméra bichromatique (figure 2.29).

Grâce aux thermocouples, l'évolution de la température dans le substrat est relevée lors du passage du laser (figure 2.26 (a)). Les deux thermocouples sont soudés à 4 mm le long de la longueur du substrat (dans la direction du déplacement du laser), et à 2 mm de sa surface le long de sa hauteur pour le premier ( $T^0$ ), et 4 mm pour le second ( $T^1$ ). Ces distances permettent d'éviter qu'ils se dessoudent lors du passage du laser. Ils permettent de visualiser l'histoire thermique de la pièce lors du passage du laser (figure 2.26 (a)) :

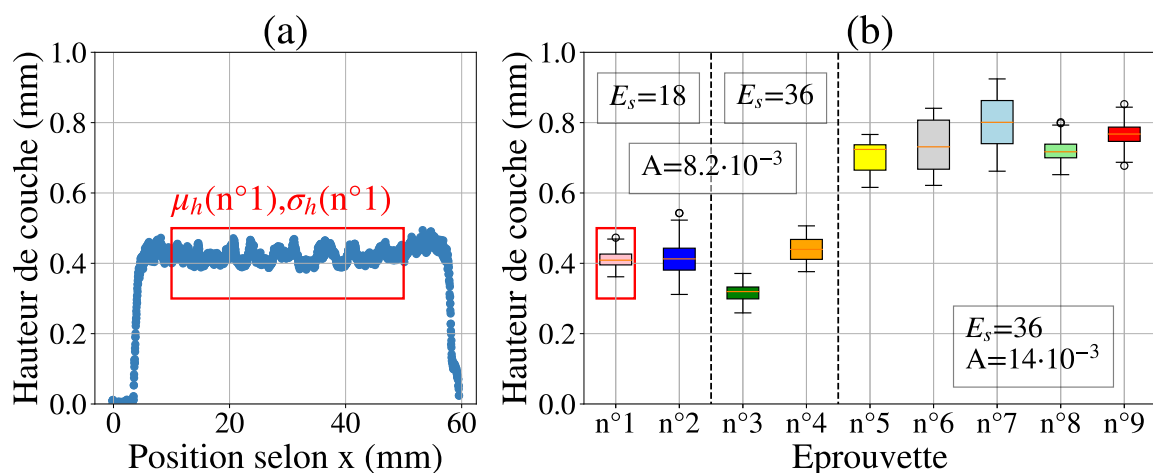
- au départ, les thermocouples sont en aval du laser et la température mesurée est proche de la température ambiante.
- Ensuite le laser passe juste au dessus des thermocouples et la température maximale est atteinte).
- Finalement les thermocouples se retrouvent en amont du laser et la température mesurée décroît.

Pour chaque éprouvette, les deux températures maximales sont relevées, et le temps de refroidissement pour revenir à 30 °C (figure 2.26 (b)).



**FIGURE 2.26:** (a) Evolution de la température des deux thermocouples sur l'éprouvette n°1 au cours du temps. (b) Evolution des températures maximales des thermocouples et des temps de refroidissement sur toutes les éprouvettes.

Globalement, les températures des éprouvettes 3 à 9 sont similaires, celles de la première sont légèrement inférieures et celles de la seconde sont très inférieures. Le temps de refroidissement après le passage du laser se situe entre 50 et 100 secondes. En général, sur des petites pièces, le lasage successif d'une couche à l'autre est beaucoup plus rapide, et la température du substrat augmente progressivement au cours de la fabrication. Cette accumulation de chaleur peut entraîner l'apparition de contraintes résiduelles dans le matériau lors du refroidissement. L'accumulation de chaleur est inégale le long du substrat puisque les échanges par conduction sont prédominants (comparé aux échanges convectifs et par rayonnement). Lorsque les cordons déposés s'accumulent, ce phénomène induit des bourrelets sur leurs bords. En une seule couche, ce phénomène est peu marqué, et le scan des pièces fabriquées permet de mesurer la hauteur moyenne de matière qui a été déposée sur toute la longueur du substrat (figure 2.27 (a)).

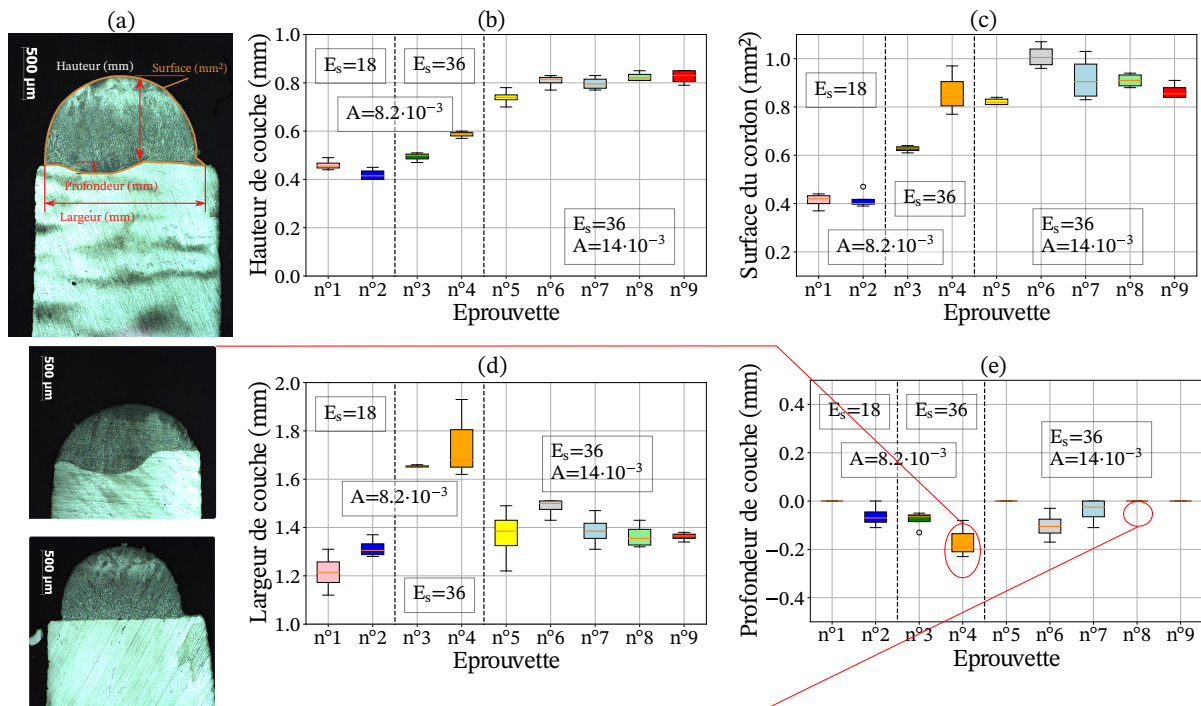


**FIGURE 2.27:** (a) Evolution de la hauteur de couche sur l'éprouvette n°1 au cours du temps. (b) Evolution de la hauteur de couche moyenne et de l'écart-type associé sur toutes les éprouvettes.



Naturellement, lorsque la quantité de matière apportée augmente (éprouvettes n°5 à 9), la hauteur de cordon déposée augmente également (figure 2.27 (b)). C'est un paramètre très important à prendre en compte puisqu'entre le dépôt successif de 2 cordons, la buse se déplace d'un incrément vertical constant de 0.2 mm. Ainsi, avec la même paramétrie de fabrication (puissance, vitesse d'avance et débit de poudre), on peut avoir 2 hauteurs de couches différentes entre 2 cordons déposés l'un après l'autre.

Un autre moyen de mesurer la hauteur de dépôt est d'effectuer des coupes transversales du substrat après la fabrication. Après polissage et attaque chimique, on parvient à différencier l'acier inoxydable du substrat, et l'acier inoxydable qui a été rajouté, ce qui permet de mesurer les dimensions du cordon déposé et sa surface (figure 2.28 (a)). Chaque éprouvette est découpée en 4 endroits différents afin d'obtenir une valeur moyenne de ses caractéristiques : la hauteur de la couche déposée (figure 2.28 (b)), sa largeur (figure 2.28 (c)), sa surface (figure 2.28 (d)) et la profondeur du bain de fusion (figure 2.28 (e)).

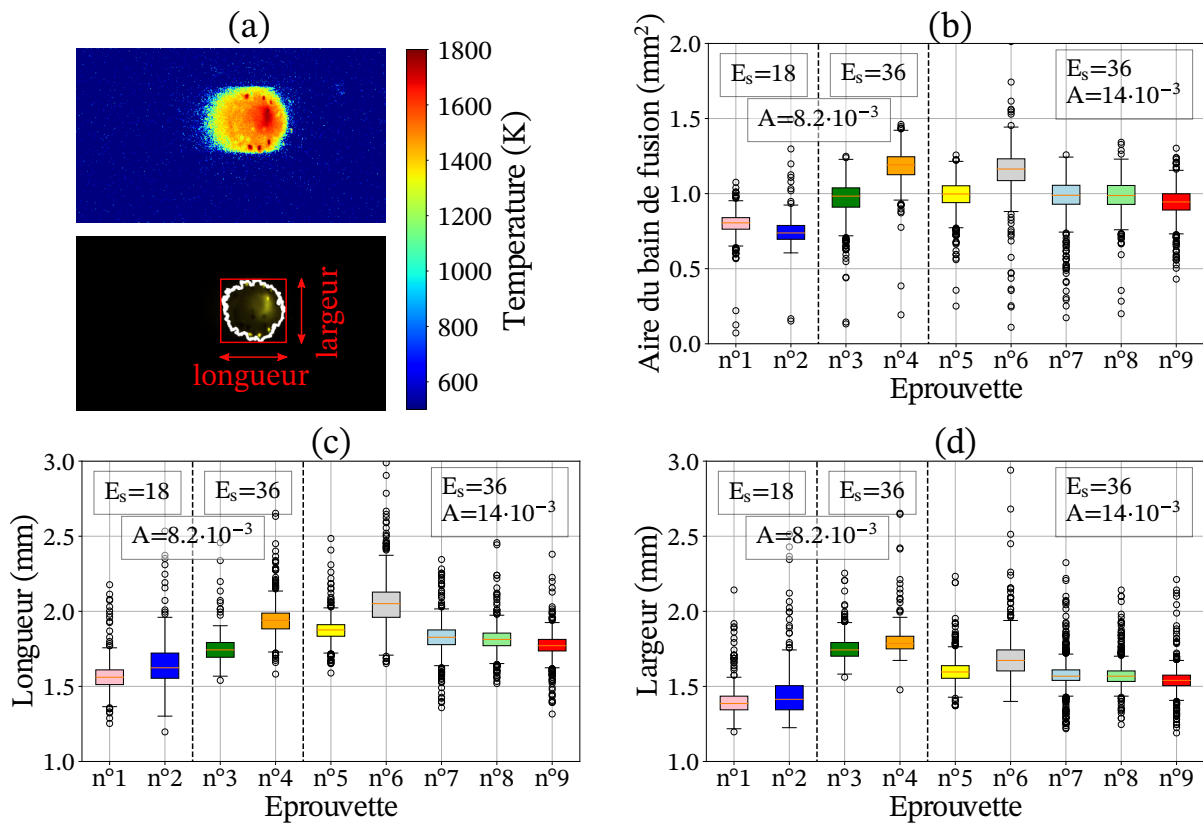


**FIGURE 2.28:** (a) Mesures de la hauteur, largeur, profondeur et surface de couche. Evolution de : (b) la hauteur de couche moyenne, (c) la surface de couche moyenne, (d) la largeur de couche moyenne et (e) la profondeur de pénétration moyenne sur toutes les éprouvettes.

Les hauteurs mesurées concordent avec les scans qui ont été réalisés (figure 2.27 (b)). La largeur du cordon déposée est particulièrement importante pour les éprouvettes n°3 et n°4. Il s'agit des deux éprouvettes où l'apport d'énergie est maximal ( $E_s = 36$  J.mm<sup>-2</sup>) tandis que l'apport de matière est minimal ( $A = 8.2$  g.mm<sup>-2</sup>). De ce fait, une plus grande partie de l'énergie apportée est absorbée par le substrat et les dimensions de la zone fondue augmentent. C'est d'ailleurs pour la quatrième éprouvette que la profondeur du bain de fusion est la plus importante (figure 2.27 (e)).

La caméra bichromatique permet de finir la caractérisation des éprouvettes en analysant leur morphologie (figure 2.29 (a)). La température moyenne du bain de fusion s'est avérée être une grandeur peu intéressante sur ces essais puisqu'elle était quasiment constante quelle que soit l'éprouvette :  $T_{moyenne} = 1452 \pm 5^\circ\text{C}$ , avec un écart-type moyen également constant de :  $\sigma(T)_{moyen} = 28^\circ\text{C}$ .

Sans surprise, lorsque l'apport énergétique est doublé, l'aire du bain de fusion augmente (figure 2.29 (b)) tandis que l'apport de matière ne semble pas avoir d'impact sur cet aspect. Entre les éprouvettes n°3 et n°4, ainsi qu'entre les n°5 et n°6,  $E_s$  et  $A$  sont constants, mais la vitesse du laser passe respectivement de 5 à 7 mm.s<sup>-1</sup>, et sa puissance de 250 à 350 W. Ces augmentations ont un effet principalement sur la longueur du bain de fusion, qui augmente de manière beaucoup plus prononcée que sa



**FIGURE 2.29:** (a) Mesures de la température, largeur et longueur du bain de fusion. Evolution de : (b) l'aire, (c) la largeur, (d) la longueur du bain de fusion sur toutes les éprouvettes.

largeur (+0.2 mm, figure 2.29 (c) et (d)). Ce phénomène est propre à cette configuration où le substrat est beaucoup plus long que large. Il n'est pas observé sur les éprouvettes n°1 et n°2 où la vitesse passe de 10 à 14 mm.s<sup>-1</sup>.

### 2.5.3.2 Etude du bain fondu en DED-GMA

Le système de DED-GMA mis en place au laboratoire GSCOP à Grenoble est composé d'un bras robotisé YASKAWA MA1440, d'un poste de soudure Fronius TPS CMT 4000 (utilisant la loi synergique CMT 1357 fournie par Fronius). Dans le cadre de cette expérience, le matériau d'apport est un fil d'acier de 1.2 mm de diamètre (OK Aristorod 12.50). La vitesse à laquelle le fil avance dans la torche de soudure est de 3500 mm.min<sup>-1</sup>, et le bras robot se déplace à 400 mm.min<sup>-1</sup>. Un gaz protecteur composé de 18% d'argon et 82% de CO<sub>2</sub> permet de limiter l'oxydation de la pièce en cours de fabrication, son débit est de 18 L.min<sup>-1</sup>.

La caméra est fixée sur le bras robot et permet d'avoir une vue latérale du cordon de matière déposé. Il faut noter que le DED-GMA est un procédé séquentiel avec un apport de matière discontinu :

1. le fil avance dans la torche et s'approche du substrat.
2. Lorsque le fil est suffisamment proche de la pièce, cela crée un arc électrique et une goutte de métal liquide se forme au bout du fil d'apport (figure 2.31 (a)).
3. Le contact entre le fil d'apport et la pièce crée un court circuit pendant lequel l'acquisition des images est possible (figure 2.31 (b)).
4. Ensuite, le fil remonte dans la torche puis le processus recommence (figure 2.31 (c)).

Chaque court-circuit crée un arc électrique très lumineux qui saturerait complètement les capteurs de la caméra. C'est le temps entre chaque court-circuit qui limite le nombre d'images qu'il est possible de réaliser pour le multi-exposition (figure 2.31)).

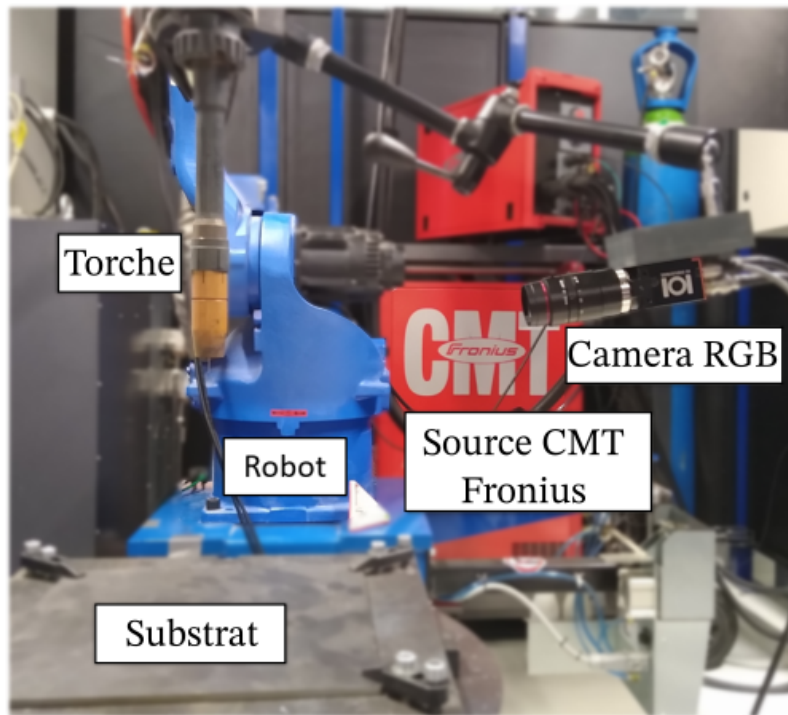


FIGURE 2.30: Dispositif pour de DED-GMA du laboratoire GSCOP.

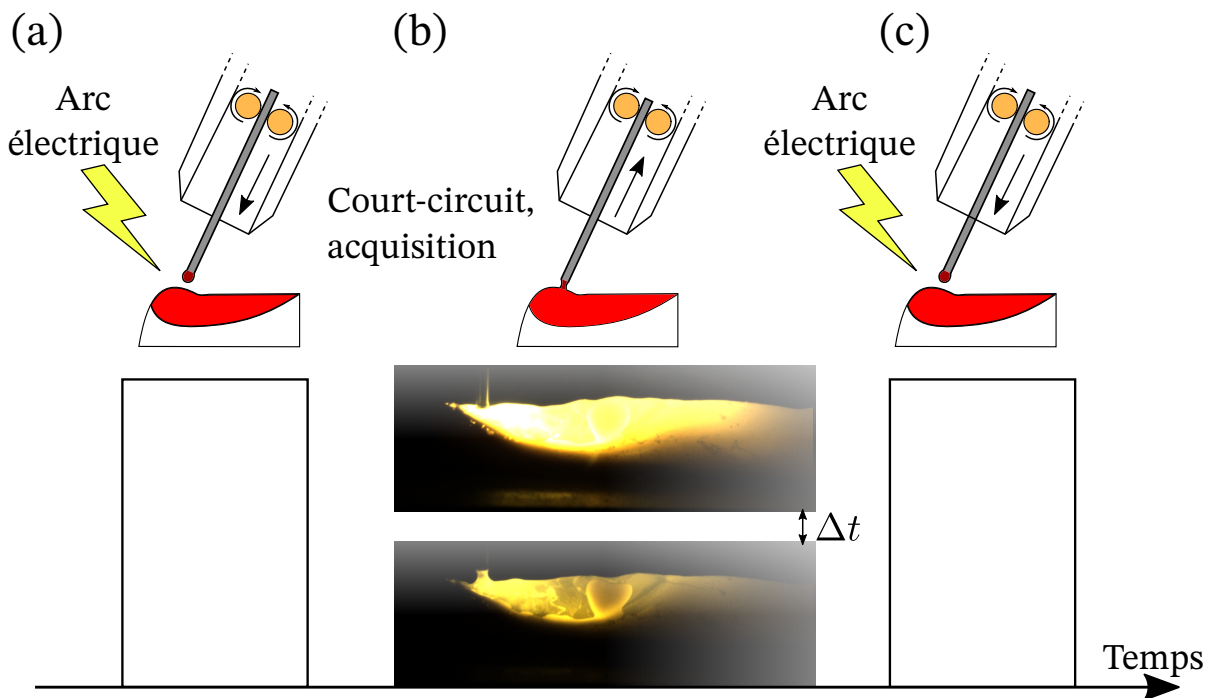
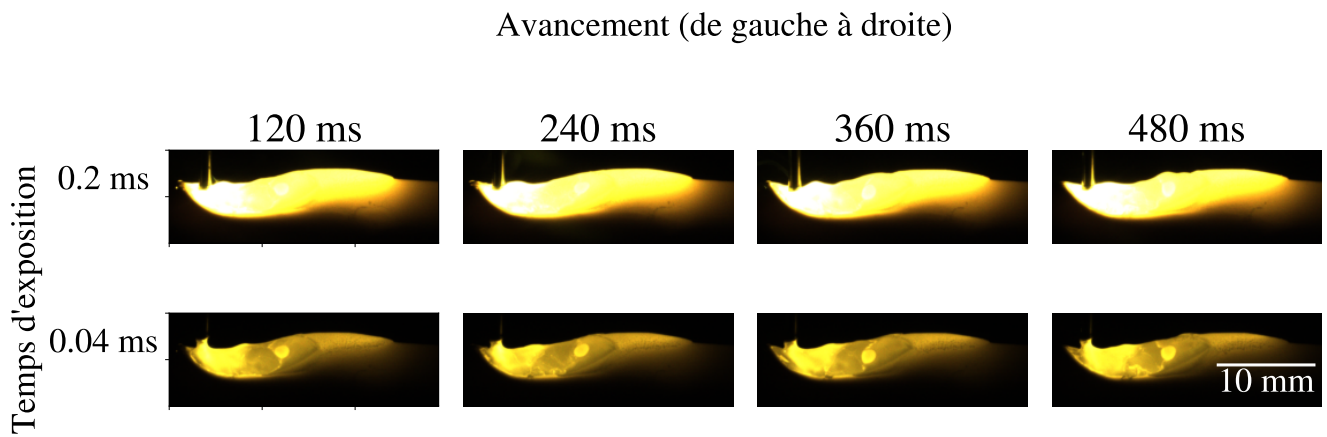


FIGURE 2.31: Acquisition des images du bain de fusion en DED-GMA lors des différentes étapes de fabrication (a, b et c).

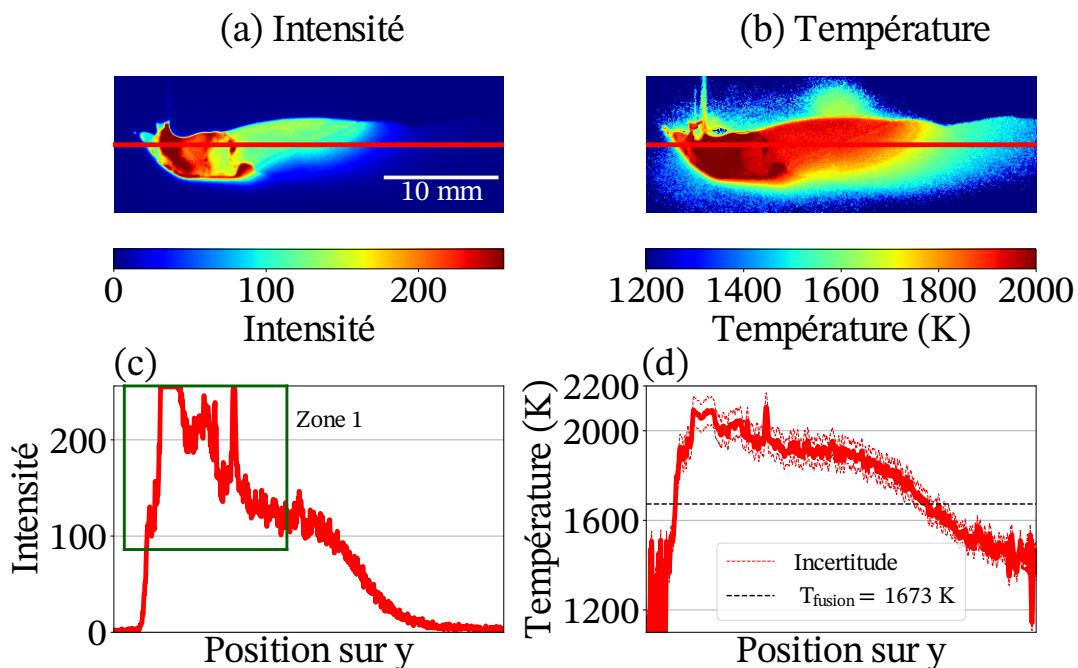
Lors de ces essais, le temps  $\Delta t$  entre deux images successives est de 2 ms. Comme la caméra est fixée sur la torche, son déplacement maximal entre la prise de ces deux images est de  $1.7 \mu\text{m}$ , soit environ 1000 fois plus petit que la taille du bain de fusion dans ce procédé. Dans ces conditions, l'hypothèse du champ de température stationnaire est valide. Les deux temps d'expositions choisis sont de 0.20 ms et 0.04 ms, et chaque couple d'images est réalisé toutes les 120 ms (figure 2.32).

La méthode bichromatique permet de reconstruire la cartographie thermique du bain de fusion (fi-



**FIGURE 2.32:** Images successives du bain de fusion avec tous les temps d'exposition correspondants en DED-GMA.

gure 2.33 (b)).

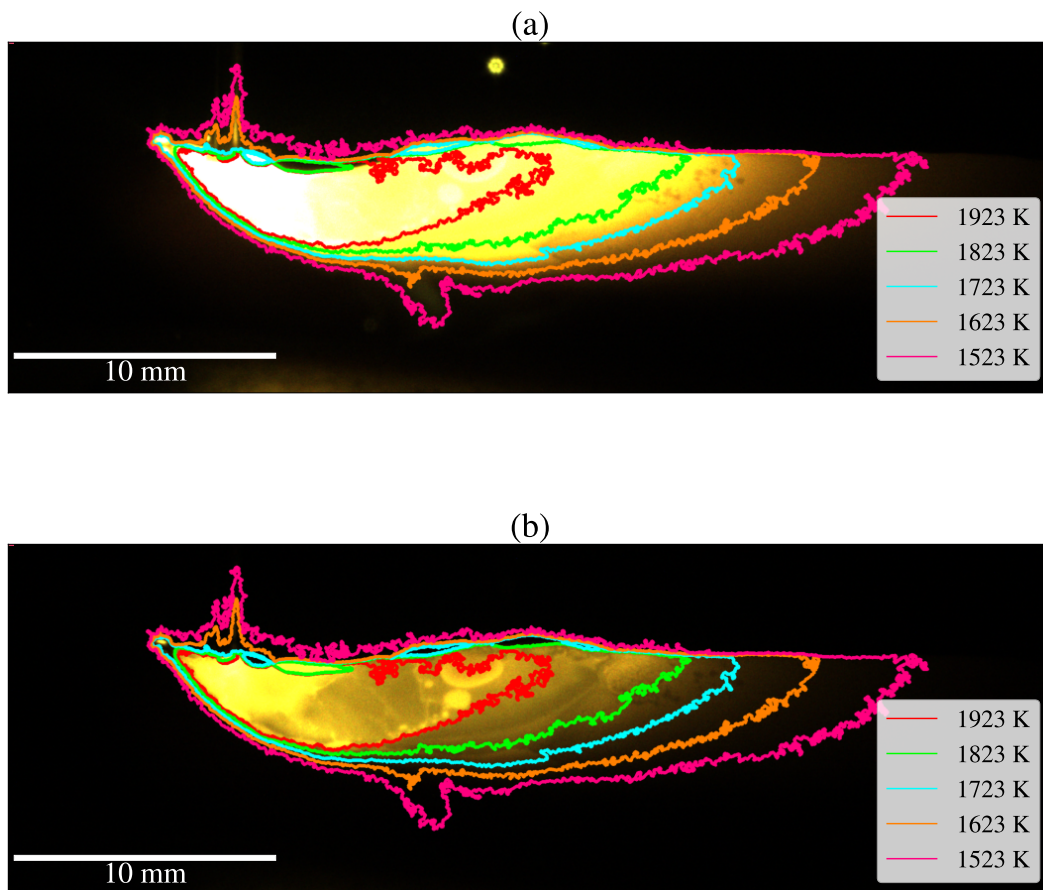


**FIGURE 2.33:** Image de l'intensité médiane (dans le canal rouge) (a) et de la température (b) du bain de fusion. Evolution de l'intensité (dans le canal rouge) (c) et de la température (d) au centre du bain de fusion.

Sur la première image, on remarque que l'intensité dans le canal rouge atteint la valeur maximale (255) dans la zone 1 encadrée en vert. Il s'agit de la zone où la torche entre en contact avec le bain de fusion où la température peut monter à plus de 3000 K ([CAD 20]). Cela signifie que la température calculée sur cette zone sera forcément sous-estimée par rapport à sa valeur réelle, et il faudrait une image avec un temps d'exposition plus faible que 0.04 ms pour pouvoir la calculer. Toujours dans la zone 1, on remarque un pic anormal d'intensité qui se traduit par un pic à la même position sur le profil de température (figure 2.33) (d). Comme pour le procédé DED-LB, cette anomalie est due à l'oxydation du cordon qui est déposé. Elles est visible sur la figure 2.34 dans l'isotherme à 1923 K (ligne rouge).

La température de fusion de l'acier de soudage est autour de 1723 K, et il est encore une fois possible de tracer les contours de la zone de fusion et les isothermes à 100 et 200 K autour (figure 2.34).

Il s'agit de deux images successives où le champ de température est supposé stationnaire. On re-



**FIGURE 2.34:** Contours du bain de fusion lors du procédé DED-GMA sur : (a) l'image avec la plus longue exposition (0.20 ms) et (b) avec le second temps d'exposition (0.04 ms)

marque toutefois certaines différences entre ces deux images, notamment au niveau du contour rose, qui indiquent que la surface du bain de fusion a légèrement changé de forme entre la prise des deux images. En fait, le DED-GMA est un procédé très dynamique avec le fil d'apport qui entre en contact puis se dégage du bain de fusion.

Finalement, ces expériences mettent en valeur la flexibilité de la caméra CMOS RGB pour observer des champs de température avec un grand champ de vue, et sur des phases solides et liquides.

## 2.6 Evolution de la méthode

Aujourd'hui, la caméra bichromatique est installée sur une grande majorité des essais réalisés dans la cabine LASCOL, et elle permet de suivre l'évolution de la température du bain de fusion au cours de la fabrication. Quelques ajustements ont été réalisés sur la méthode de calcul de la température et sont présentés dans cette section.

L'expression de la température bichromatique s'écrit (équation 2.5) :

$$T_s = \frac{C_2 \left( \frac{1}{\lambda_g^{eq}} - \frac{1}{\lambda_r^{eq}} \right)}{5 \ln \left( \frac{\lambda_r}{\lambda_g} \right) + \ln \left( \frac{L^0(\lambda_r, T_r)}{L^0(\lambda_g, T_g)} \right)}. \quad (2.12)$$

Dans cette expression, il est possible de développer les termes  $L^0$  selon l'approximation de Wien de

la loi de Planck (équation 1.6, car  $\lambda T \approx 10^{-3} \ll C_2$ ) et la température bichromatique s'écrit alors :

$$\begin{aligned}
 T_s &= \frac{C_2 \left( \frac{1}{\lambda_2} - \frac{1}{\lambda_1} \right)}{5 \ln \left( \frac{\lambda_1}{\lambda_2} \right) + \ln \left( \frac{C_1 \lambda_1^{-5}}{\exp \left( \frac{C_2}{\lambda_1 T_1} \right)} \times \frac{\exp \left( \frac{C_2}{\lambda_2 T_2} \right)}{C_1 \lambda_2^{-5}} \right)}, \\
 &= \frac{C_2 \left( \frac{1}{\lambda_2} - \frac{1}{\lambda_1} \right)}{5 \ln \left( \frac{\lambda_1}{\lambda_2} \right) - 5 \ln \left( \frac{\lambda_1}{\lambda_2} \right) + C_2 \left( \frac{1}{\lambda_2 T_2} - \frac{1}{\lambda_1 T_1} \right)}, \\
 &= \frac{\frac{1}{\lambda_2} - \frac{1}{\lambda_1}}{\frac{1}{\lambda_2 T_2} - \frac{1}{\lambda_1 T_1}}.
 \end{aligned} \tag{2.13}$$

Avec  $B = \frac{\lambda_1}{\lambda_2}$ , l'équation 2.13 devient :

$$T_s = \frac{B - 1}{\frac{B}{T_2} - \frac{1}{T_1}} \tag{2.14}$$

Cette nouvelle formulation de la température permet de s'affranchir du choix de deux longueurs d'ondes initiales pour optimiser ensuite les longueurs d'ondes équivalentes. L'étape de calibration sur le corps noir et sur la lampe à ruban de tungstène ne change pas, elle permet d'exprimer les températures  $T_1$  et  $T_2$ , et l'étape d'optimisation consiste à trouver la valeur de  $B$  qui minimise l'erreur sur le calcul de la température.

Les résultats obtenus avec cette nouvelle méthode de calcul de la température bichromatique sont similaires aux résultats précédents, mais la mise en œuvre de la méthode est simplifiée.

## 2.7 Conclusion

La méthode bichromatique consiste à mesurer la luminance d'une surface à deux longueurs d'onde différentes pour calculer sa température sans tenir compte de son émissivité. C'est une propriété très intéressante dans le cas de la fabrication additive, puisque le bain de fusion est à l'état liquide tandis que le reste de la pièce est solide et l'émissivité varie donc énormément. Cette estimation de la température se fait sous l'hypothèse de corps gris, c'est-à-dire que l'émissivité ne dépend pas de la longueur d'onde à laquelle les luminances sont mesurées. En plus d'avoir des changements d'état, les gradients thermiques au niveau du bain de fusion sont très importants (de 800 à 1800 °C). Pour être capable d'effectuer une mesure thermique de champ, plusieurs images sont prises successivement avec des temps d'exposition différents. En recombinaison ensuite ces images, il est possible de reconstruire l'intégralité du champ de température.

La calibration de cette méthode est réalisée d'abord sur un corps noir, puis sur une lampe à ruban de tungstène qui est un corps gris. Le dispositif est ensuite validé sur deux essais séparés. Le premier consiste à chauffer un tube en acier inoxydable par induction dans un environnement sous air ambiant, puis sous argon. L'évolution de la température est suivie à la fois avec la caméra bichromatique et des thermocouples de type K. Sous environnement ambiant, les résultats des deux moyens de mesures sont similaires tandis que sous argon, l'apparition retardée de la couche d'oxyde entraîne un écart plus important. En effet, lorsque les premiers micromètres d'oxyde se forment sur la surface de l'éprouvette, l'hypothèse de corps gris n'est plus vérifiée. La seconde expérience consiste à étudier la fusion d'un barreau de vanadium pur. Sa température de fusion est parfaitement connue, et la caméra bichromatique permet de suivre l'évolution du front de solidification de la goutte liquide qui se forme.

Cette solution de mesure thermique est très intéressante pour plusieurs raisons. D'abord, peu de matériel est nécessaire à la mise en œuvre de cette méthode, ce qui permet de limiter les coûts. Ensuite,

le faible encombrement et l'adaptabilité de la caméra permettent de monter simplement ce dispositif sur différents équipements. Enfin, cette caméra permet de mesurer avec précision des isothermes sur les surfaces observées, et donc par extension des gradients de température. En fabrication additive, l'évolution de la surface des isothermes au cours du dépôt de matière donne des informations précieuses sur la stabilité du procédé. Toujours dans ce domaine, les gradients thermiques permettent de prédire les vitesses de solidifications de la zone fondue, qui sont très liées à la morphologie des grains, elle-même corrélée aux propriétés mécaniques de la pièce fabriquée.

Cependant, cette méthode de mesure thermique est limitée par trois facteurs :

1. la gamme de température. Il faut que la surface observée rayonne suffisamment dans le domaine visible, soit des températures supérieures à 800 °C.
2. la vitesse d'évolution du champ thermique. Si le phénomène observé est trop rapide (en LPBF par exemple), la caméra n'aura pas le temps de faire l'acquisition de plusieurs images successives sans que le champ thermique évolue. La reconstruction complète de la cartographie thermique ne sera donc pas possible.
3. le type de surface observée. L'hypothèse bichromatique est au cœur de ce travail, et si la surface observée a une émissivité qui varie de manière importante dans le domaine visible (lors de l'apparition d'oxyde par exemple), l'erreur sur le calcul de la température devient plus importante.

De plus, selon le dispositif expérimental, les conditions d'utilisation de la caméra varient. Entre les deux dispositifs de fabrication additive étudiés par exemple (section 2.5.3.1 et section 2.5.3.2), le chemin optique entre la surface observée et la caméra est très différent (selon l'objectif monté sur la caméra, l'ouverture choisie, la distance de focalisation ...). Ainsi, pour bénéficier d'une meilleure précision avec cette méthode, une calibration préalable est indispensable pour chaque configuration de la caméra.

Finalement, cette méthode permet d'obtenir énormément d'informations en **surface** du bain de fusion. Or, la profondeur du bain et la présence éventuelle de pores sont également des données cruciales au cours de la fabrication d'une pièce. Les rayons X, de par leur nature traversante, sont généralement un bon moyen de contrôler les défauts internes d'une pièce. Dans la prochaine section, cette solution est explorée pour compléter l'étude du bain de fusion.

# Chapitre 3

## Observation du bain de fusion par radioscopie *in-situ*

*Ce troisième chapitre présente le dispositif expérimental qui est mis en place pour effectuer le contrôle non destructif par rayons X. L'installation, la calibration et la mise en place des mesures de sûreté sont des éléments importants de ce dispositif. Une bonne maîtrise de ces trois points permet la réalisation des premiers essais in-situ.*

### Sommaire

---

3.1	Contexte et objectifs . . . . .	82
3.2	Caractérisation de la source de rayons X . . . . .	82
3.3	Détecteurs de rayons X . . . . .	83
3.4	Caractérisation des détecteurs . . . . .	88
3.5	Mesures de sécurité . . . . .	97
3.6	Acquisition des radioscopies <i>in-situ</i> . . . . .	100
3.7	Conclusion . . . . .	105

---



### 3.1 Contexte et objectifs

Les rayons X permettent de faire du contrôle non destructif et d'observer l'intérieur d'une pièce sans avoir à la couper ou à la détériorer. En DED-LB, le bain de fusion est l'un des éléments clé de la fabrication. C'est sa taille qui gouverne les dimensions de la couche en cours de fabrication, et c'est via cette zone liquide que se forment les porosités ou autres défauts.

Le contrôle par rayons X est un outil adapté pour observer le bain de fusion car la variation de densité entre les zones solide et liquide se traduit par une variation du signal reçu sur les radioscopies (section 1.4.2.3). Aussi, les pores étant des bulles de gaz enfermées dans de l'acier, ils devraient être facilement observables selon leur taille par rapport à l'épaisseur de matériau.

Le choix du matériel expérimental s'est fait selon quatre contraintes :

1. il faut un système (détecteur + source de rayons X) qui puisse s'installer facilement dans la cabine de fabrication additive,
2. il faut que la source de rayons X soit suffisamment puissante pour pouvoir traverser 2 mm d'acier (épaisseur minimale des couches fabriquées grâce au dispositif LASCOL),
3. il faut un détecteur avec une résolution suffisamment fine pour pouvoir observer le bain de fusion (environ 1 mm de long et 0.5 mm de profondeur),
4. il faut respecter les consignes de sécurité prescrites par les décrets et les normes françaises.

Ce chapitre détaille les caractéristiques et le fonctionnement du dispositif d'imagerie par rayons X choisi, puis toutes les mesures de sécurité mises en place pour permettre le bon déroulement des expériences sont listées. Ensuite, des radioscopies de murs fabriqués en DED-LB sont analysées pour étudier le flou, le contraste, le bruit et les éventuels défauts de fabrication inhérents à ce procédé.

### 3.2 Caractérisation de la source de rayons X

Le tube générateur de rayons X vient du fournisseur *Balteau NDT, Xray solutions*. Il s'agit du tube *LLX200-DA-1* qui est utilisé dans l'industrie et sur des chantiers de construction pour le contrôle des soudures, de la qualité des pièces... Ses principales caractéristiques sont résumées dans le tableau suivant (tableau 3.1).

Caractéristique	Plage de valeur	Unités
Taille du foyer (carré)	3.0	mm
Haute tension	5 - 200	kV
Courant	0.5 - 12	mA
Puissance maximale	900	W
Ouverture du faisceau	60×40	°
Pénétration maximale d'acier	42	mm
Filtration inhérente	0.8	mm (Be)
Système de refroidissement	Air	/

**TABLE 3.1:** Caractéristiques de la source de rayons X.

A 200 kV et 4 mA, le maximum de la plage de fonctionnement du tube (figure 3.1), le faisceau de rayons X est capable de traverser 42 mm d'acier.

A cette tension, les risques d'exposition sont plus importants et il est plutôt conseillé de limiter au maximum la tension de la source de rayons X pour des raisons de sécurité (*cf* le point de fonctionnement choisi figure 3.2).

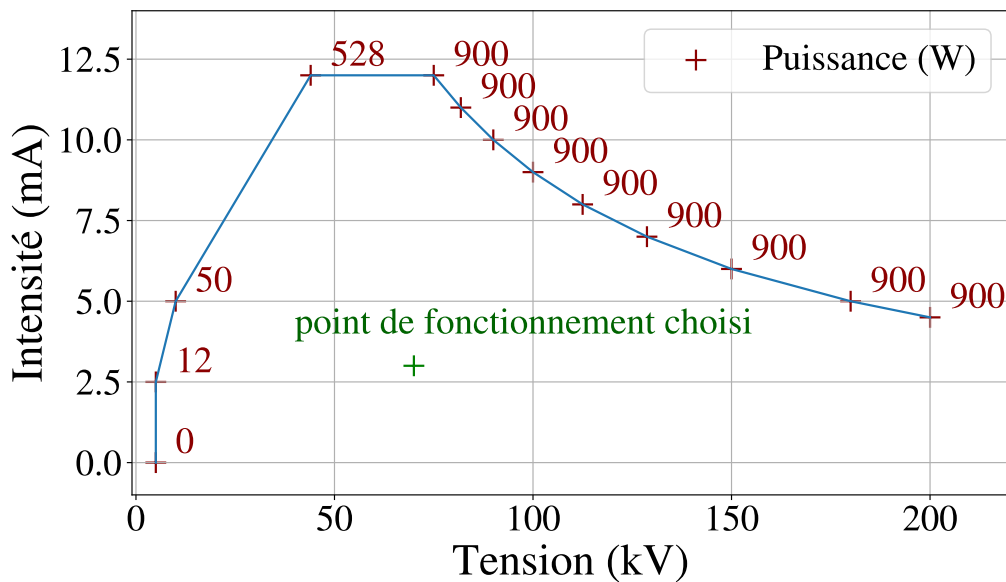


FIGURE 3.1: Plage de fonctionnement de la source de rayons X.

Unité de commande      Source de rayons X



FIGURE 3.2: Unité de commande et de la source de rayons X.

Le tube est contrôlé à distance par l'unité de commande (figure 3.2), offrant une première mesure de sécurité. La télécommande permet de régler la tension, l'intensité et le temps d'émission des rayons X.

Dans un premier temps, toute la caractérisation de la source de rayons X a été réalisée dans un bunker avec des parois en béton de 1 mètre d'épaisseur, sans risque pour les utilisateurs.

### 3.3 Détecteurs de rayons X

Deux détecteurs différents ont été utilisés lors de ces essais : un détecteur flatpanel Flashscan 23 de Thales (figure 3.3 (a)) et un détecteur X-ray VHR de Photonic Science (figure 3.3 (b)).

Leurs caractéristiques respectives sont résumées dans le tableau suivant (tableau 3.2) :

**Le flatpanel est à l'origine un détecteur utilisé dans le domaine médical.** Sa grande zone active permet d'obtenir des images avec un large champ de vue. Le cycle d'acquisition des images via ce détecteur a été modifié pour mieux correspondre aux besoins de cette étude.

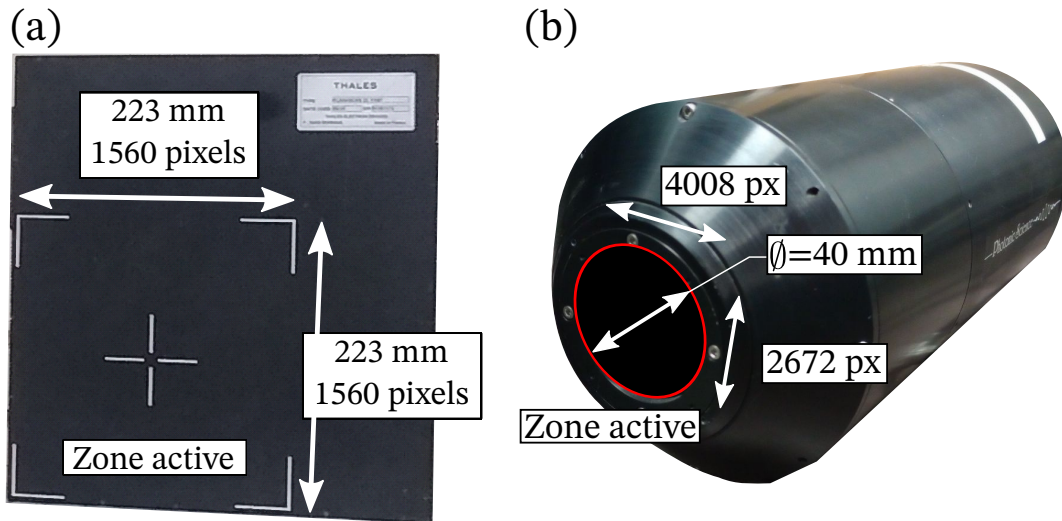


FIGURE 3.3: (a) Détecteur Flat Panel Flashscan 23. (b) Détecteur Photonic Science X-ray VHR

Caractéristique	Flashscan 23	Photonic Science VHR
Dimensions de la zone active pour la prise d'images (pixels)	1560 × 1560	4008 × 2672
Taille d'un pixel ( $\mu\text{m}$ )	143 × 143	9 × 9
Encodage des images (bits)	14	12
Type de détecteur (/)	Scintillateur $\text{Gd}_2\text{O}_2\text{S}$ (Gadox)	
Plage d'énergie (kV)	40 - 150	5 - 150
Vitesse d'acquisition des images (Hz)	0.1	1
Année de fabrication (/)	2006	2004

TABLE 3.2: Caractéristiques des détecteurs de rayons X.

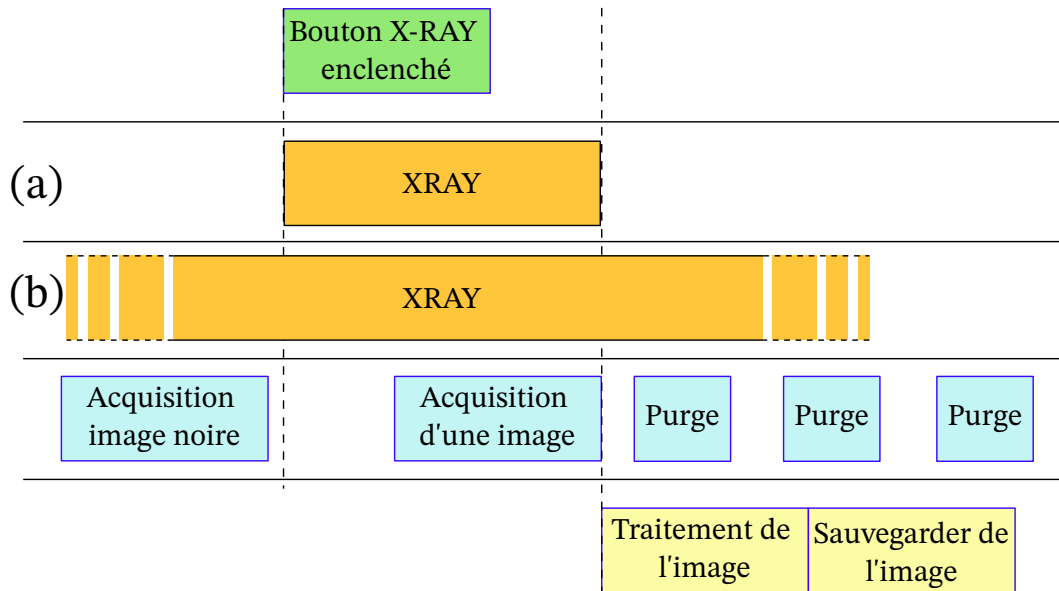
En cycle de fonctionnement normal (figure 3.4 (a)), dans le domaine médical, le détecteur a deux modes (automatique et manuel) et il fonctionne étape par étape :

1. d'abord, alors qu'il est en mode "automatique", il réalise une image noire (sans rayons X) puis passe en mode "manuel" pour permettre à la fois l'émission des rayons X et l'acquisition d'une nouvelle image,
2. lorsque l'interrupteur des rayons X est actionné, il déclenche l'émission des rayons X puis l'acquisition d'une radio,
3. le détecteur repasse alors en mode "automatique" le temps d'exporter les deux images réalisées et de purger le détecteur.

Dans le cadre de cette étude, la source de rayons X et le détecteur ne sont plus liés et sont chacun pilotés par un interrupteur différent. Cette modification peut fausser l'acquisition de l'image noire si les rayons X sont en cours d'émission (figure 3.4 (b)). Dans cette configuration, l'image noire est réalisée manuellement avant le début des essais.

Le logiciel vendu avec le détecteur propose 3 corrections sur les images enregistrées.

**Ajout d'un offset :** il s'agit simplement de la soustraction de l'image noire qui a été prise avant l'émission de rayons X, à l'image brute. Cette correction permet de supprimer le bruit de l'électronique du détecteur, et aussi de limiter le phénomène de rémanence. Après une émission de rayons X trop puissante par exemple, le scintillateur va mettre plus de temps à se réinitialiser et une trace de l'image



**FIGURE 3.4:** Cycle d'acquisition du détecteur (a) en fonctionnement normal et (b) dans le cadre de cette étude.

précédente va rester imprégnée sur le détecteur et s'estomper peu à peu (comme lorsqu'on ferme les yeux après avoir regardé le soleil, la forme de l'étoile est encore présente sur la rétine).

$$Im_{offset} = Im_{brute} - Im_{noire}, \quad (3.1)$$

avec :

1.  $Im_{offset}$  l'image obtenue après la soustraction d'un offset,
2.  $Im_{brute}$  l'image brute obtenue sur le détecteur,
3.  $Im_{noire}$  une image réalisée sans radiation.

**Correction bilinéaire :** cette correction permet de prendre en compte la sensibilité du détecteur. Idéalement, la valeur de chaque pixel est linéaire avec le signal reçu (en rouge sur figure 3.5). Quand le signal est inexistant, le pixel vaut  $2^0 - 1 = 0$ , et quand le signal est maximal, le pixel vaut  $2^{14} - 1 = 16383$  (sur 14 bits). La réponse réelle du détecteur n'est pas linéaire (en vert sur figure 3.5), et la correction bilinéaire (en bleu sur figure 3.5) permet de l'approcher raisonnablement.

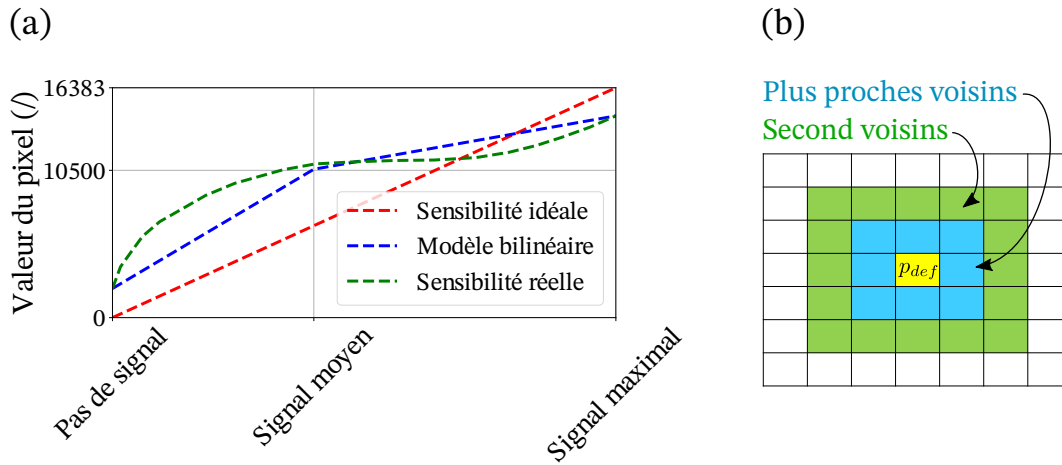
Pour effectuer cette correction, il faut réaliser 3 images de référence :

- une première sans rayonnement ( $Im_{noire}$ ), qui permet d'avoir la réponse du détecteur lorsqu'il n'y a pas de signal ( $S_{min}$ ),
- une autre avec un rayonnement moyen ( $Im_{moy}$  telle que  $S_{moy} = \overline{Im_{moy}} = 8000$ ),
- et une dernière avec un rayonnement maximal (sans endommager le détecteur,  $Im_{max}$  telle que  $S_{max} = \overline{Im_{max}} = 15000$ ).

Grâce à ces trois images de référence, un gain faible et un gain haut sont calculés pour corriger individuellement chaque pixel.

$$\begin{aligned} Gain_{faible} &= \left( \frac{S_{moy} - S_{min}}{S_{max} - S_{min}} \right) \times \frac{16383}{Im_{moy}(i) - Im_{noire}(i)}, \\ Gain_{haut} &= \left( 1 - \frac{S_{moy} - S_{min}}{S_{max} - S_{min}} \right) \times \frac{16383}{Im_{max}(i) - Im_{moy}(i)}, \end{aligned} \quad (3.2)$$

avec :



**FIGURE 3.5:** (a) Sensibilité du détecteur. (b) Correction des pixels défectueux en fonction des pixels voisins.

1.  $i$  l'indice du pixel n° $i$ ,
2. 16383 le signal maximal sur 14 bits.

Ces deux gains sont deux matrices 2D de même dimension que les images. Pour chaque nouvelle image corrigée par l'offset ( $Im_{offset}$ ), la correction bilinéaire s'effectue de la façon suivante :

$$\begin{aligned} \text{Si } Im_{offset}(i) \in [S_{min}; S_{moy}], Im_{gain}(i) &= Im_{offset}(i) \times Gain_{faible}, \\ \text{sinon } Im_{gain}(i) &= Im_{offset}(i) \times Gain_{haut}. \end{aligned} \quad (3.3)$$

**Correction des pixels défectueux :** cette troisième correction consiste à corriger les pixels défectueux ( $p_{def}$ ) qui sont identifiés sur les trois images de références ( $Im_{noire}$ ,  $Im_{moy}$  et  $Im_{max}$ ). Un pixel  $i$  est défectueux si :

$$\begin{aligned} Im_{moy}(i) - Im_{noire}(i) &\leq Seuil_{min}, \\ Im_{max}(i) - Im_{moy}(i) &\leq Seuil_{min}, \\ Im_{max}(i) - Im_{noire}(i) &\leq Seuil_{max}, \end{aligned} \quad (3.4)$$

avec :

1.  $Seuil_{min}$  la valeur seuil minimale définie par l'utilisateur ( $Seuil_{min} = 1000$ ),
2.  $Seuil_{max}$  la valeur seuil maximale définie par l'utilisateur ( $Seuil_{max} = 15000$ ).

Chaque pixel défectueux est corrigé grâce aux pixels voisins (figure 3.5). Si l'une des étapes suivantes est faisable, la correction s'arrête :

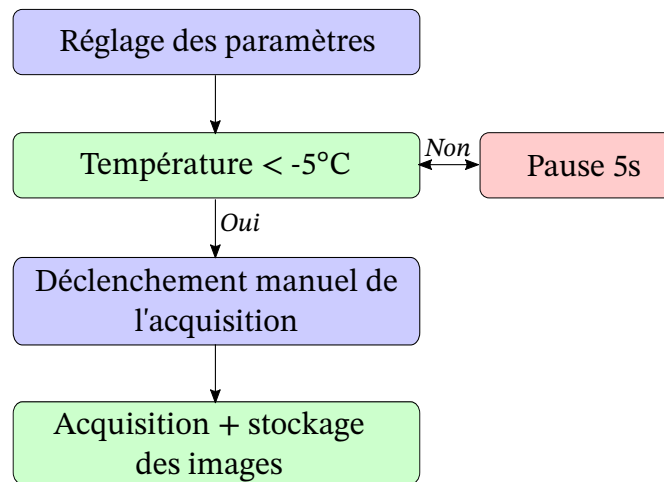
1. s'il existe au moins un pixel non défectueux parmi les 8 plus proches voisins (en vert sur figure 3.5 (b)),  $p_{def}$  est égal à la médiane de tous les pixels verts non défectueux.
2. S'il existe au moins un pixel non défectueux parmi les 16 second voisins (en bleu sur figure 3.5 (b)),  $p_{def}$  est égal à la médiane de tous les pixels bleus non défectueux.
3. Sinon le pixel défectueux ne peut pas être corrigé.

En fonctionnement classique, dans le domaine médical, ces trois corrections sont appliquées automatiquement après chaque acquisition d'image. Dans le cadre de cette étude, seules les images brutes du détecteur sont enregistrées, et les corrections sont effectuées manuellement lors du post-traitement des données.

**Le second détecteur Photonic science a une visée plus industrielle.** Sa résolution plus fine permet d'observer plus de détails qu'avec le flatpanel. Le détecteur complet est composé de 3 éléments distincts :

1. le PC d'acquisition, qui communique avec la caméra via le protocole *camera link*,
2. un système de refroidissement à eau qui permet de maintenir une température de fonctionnement en dessous de  $-5\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,
3. un boîtier de mise sous tension.

Le logiciel payant *ImagePro plus* permettait de piloter la caméra via un interface graphique (à son installation en 2003). Cependant, lors de la remise en service de la caméra, ce logiciel n'étant plus fonctionnel, un programme en langage python a été écrit pour contrôler les différents pilotes de la caméra (figure 3.6).



**FIGURE 3.6:** Schéma de principe du fonctionnement du logiciel d'acquisition de la caméra photonic science X-ray VHR.

Dans ce protocole d'acquisition, 5 paramètres sont réglables :

1. le gain de la caméra,
2. le *binning* selon  $x$  ( $x_{bin}$ ),
3. le *binning* selon  $y$  ( $y_{bin}$ ),
4. le temps d'exposition,
5. le nombre d'images à réaliser.

De la même manière que pour les caméras dans le domaine visible, le gain permet d'amplifier le signal reçu sur le capteur sans modifier le rapport signal sur bruit (section 3.4). Le *binning* est une façon d'accélérer l'acquisition des images. Lorsqu'il est désactivé ( $x_{bin} = y_{bin} = 1$ ), les images font  $2670 \times 4008$  pixels, tandis qu'avec  $x_{bin} = y_{bin} = 2$  leur taille est divisée par 4 ( $1335 \times 2004$  pixels). C'est un réglage intéressant si l'objectif est de réaliser des images avec une haute fréquence d'acquisition puisque le stockage des images dépend en partie de leurs tailles.

La fréquence d'acquisition dépend également du temps d'exposition choisi. Là encore c'est un paramètre similaire aux caméras dans le domaine visible, il pilote le temps où le capteur reste actif. Dans la suite de cette étude, le temps d'exposition est égal à 1s pour des raisons de sûreté. En effet, diviser par deux le temps d'exposition revient environ à multiplier la quantité de rayons X par deux pour obtenir le même signal sur le capteur. Le *binning* est désactivé selon  $x$  et  $y$ , et le gain est égal à 10. Aucune correction automatique n'est appliquée sur les radioscopie réalisées.

Afin d'exploiter les images acquises via ces deux détecteurs au mieux, il est important de les caractériser. Cela consiste en une série de tests préliminaires pour évaluer le taux de bruit sur les images, le contraste attendu selon les variations d'épaisseur et le flou dû aux distances entre l'objet, la source et le détecteur.

### 3.4 Caractérisation des détecteurs

Les premiers essais réalisés avec la source de rayons X ont pour but de sélectionner les meilleurs paramètres expérimentaux pour obtenir des radioscopies qui maximisent le signal reçu et le contraste par rapport au niveau de bruit. Deux critères permettent de rendre compte de la qualité d'une radioscopie :

- le rapport du signal reçu sur le bruit (SNR pour *Signal to Noise Ratio* en anglais),
- le rapport du contraste sur le bruit pour un détail donné, une différence d'épaisseur ou de densité (CNR pour *Contrast to Noise Ratio* en anglais).

Le flou est également un facteur impactant la qualité d'une radioscopie. Il dépend de la taille de la source de rayons X, mais aussi des distances entre les différents éléments (source, objet et détecteur).

Dans toute cette section, la source de rayons X est positionnée de sorte à respecter le zonage et la sécurité des travailleurs (figure 3.19), l'objet est placé à une distance de 680 mm de la source pour limiter les projections de poudre de la fabrication additive sur le tube à rayons X, et enfin le détecteur est placé à 520 mm de l'objet. Ces distances sont contraintes par le dispositif expérimental qui n'offre pas une grande liberté sur le positionnement des différents équipements.

Enfin, une fois que les caractéristiques des deux détecteurs sont connues, un protocole de calibration permet de déterminer les épaisseurs des objets observés à partir des niveaux de gris des radioscopies dans le cas de matériaux homogènes. Dans le cadre de cette étude où tous les échantillons étudiés sont en acier inoxydable, cette calibration est très intéressante pour analyser les images de manière ciblée, avec des méthodes propres au procédé de contrôle non destructif par rayons X.

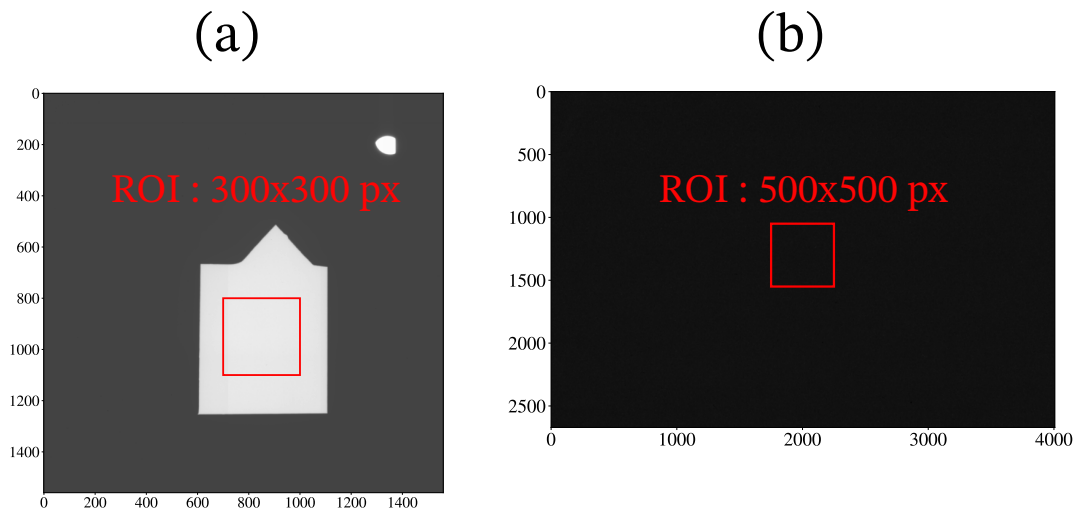
#### 3.4.0.1 Etude du SNR

Pour évaluer le SNR, une plaque de 2 mm d'acier inoxydable est placée devant la source de rayons X, et des tirs sont effectués en faisant varier la tension du tube ( $U \in [60, 70, 80]$  kV pour le détecteur Thales et  $U \in [80, 100, 120]$  kv pour le détecteur Photonic Science) et son intensité ( $I \in [1, 2, 3, 4, 5]$  mA). En dessous des valeurs de tension minimales, le signal reçu sur les deux détecteurs est trop faible, et à partir de 80 kV et 5 mA pour le détecteur Thales, le signal reçu est maximal et risque de l'endommager. Cet écart des niveaux des signaux entre les deux détecteurs est principalement dû à la taille des pixels. En effet, le détecteur Photonic Science est environ 16 fois plus résolu que le détecteur Thales (horizontalement et verticalement), ce qui signifie que les pixels de la caméra Photonic Science reçoivent en moyenne 256 fois moins de signal que ceux du détecteur Thales. Pour avoir du signal, il est donc nécessaire soit d'augmenter la tension de la source, soit d'en augmenter l'intensité. C'est pourquoi sur le détecteur Photonic Science, il est possible de monter à des tensions beaucoup plus importantes sans risque de saturation. Attention toutefois, lors des essais en dehors d'un bunker, une telle augmentation présente plus de risques pour les utilisateurs.

Le SNR se mesure dans une région d'intérêt donnée de l'image. Ici, les régions d'intérêts sont : un carré de 300 par 300 pixels (soit  $18.4 \text{ mm}^2$ ) situé au centre de la radioscopie pour le détecteur Thales (figure 3.7 (a)), et un carré de 500 par 500 pixels (soit  $20.25 \text{ mm}^2$ ) pour le détecteur Photonic Science (figure 3.7 (b)).

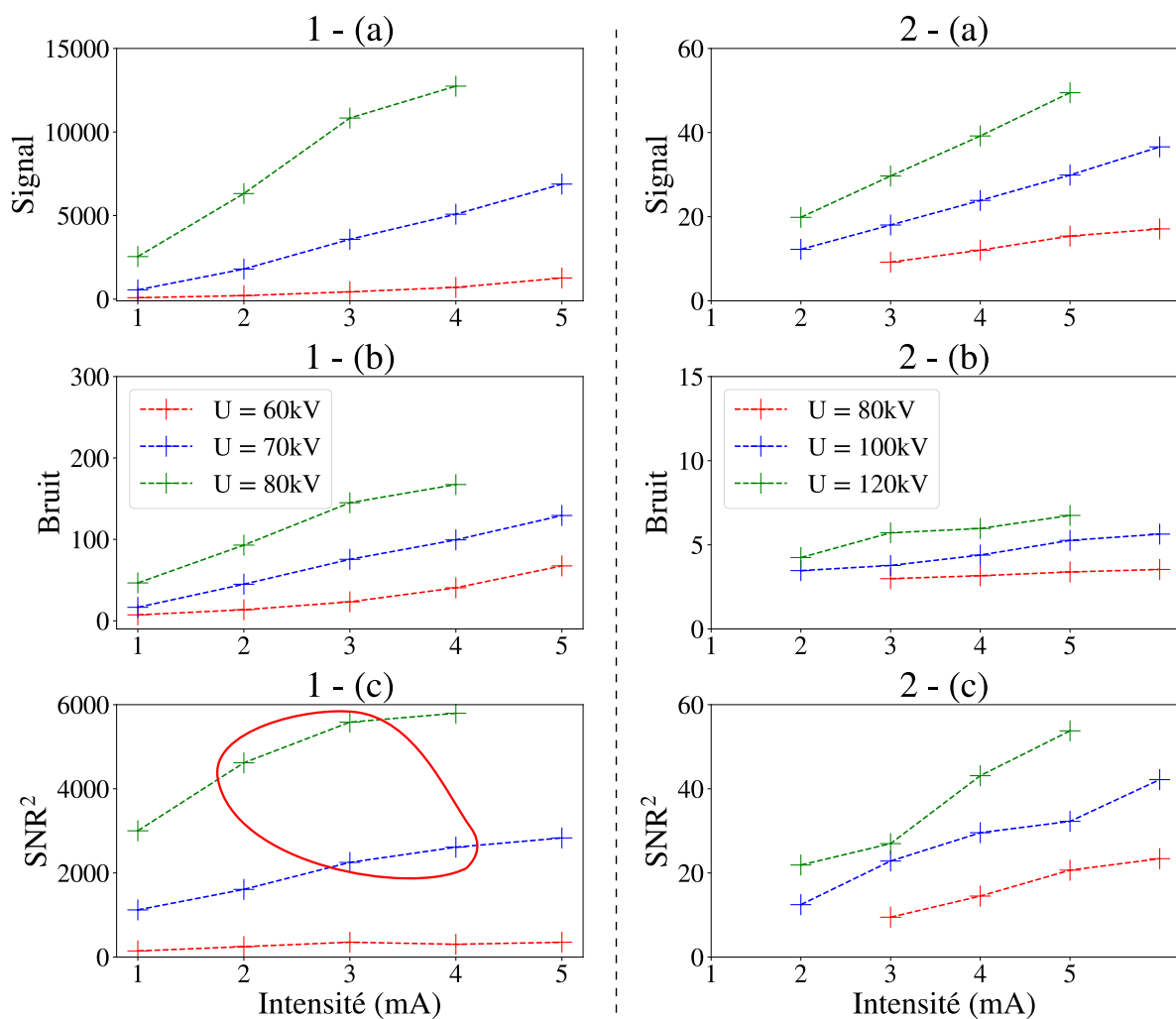
Le signal est défini comme étant la moyenne des niveaux de gris ( $\bar{m}$ ) et le bruit comme étant l'écart-type de ces niveaux de gris ( $\sigma$ ). Le SNR est calculé tel que :

$$SNR = \frac{\bar{m}}{\sigma}. \quad (3.5)$$



**FIGURE 3.7:** (a) Région d'intérêt sur le détecteur Thales (les zones plus sombres sont dues à la présence de plaques de plomb qui évitent une exposition complète du flatpanel). (b) Région d'intérêt sur le détecteur Photonic Science.

Plus le SNR augmente, plus le bruit est négligeable par rapport au signal moyen de la radioscopie.



**FIGURE 3.8:** 1 - Détecteur Thales. 2 - Détecteur Photonic Science. (a) Signal moyen reçu sur le détecteur. (b) Bruit moyen associé au signal reçu. (c) SNR<sup>2</sup>.



Bien que les niveaux des signaux soient différents entre les deux détecteurs, leur évolution est semblable. A titre informatif, la variation de signal reçu correspond bien à la réduction de la taille des pixels ( $40 \times 256 = 10240$ , soit l'ordre de grandeur du signal sur le détecteur Thales). Le signal varie linéairement en fonction de l'intensité (figure 3.8 (a)). Comme la sensibilité du détecteur Thales est imparfaite pour les signaux élevés (figure 3.5), lorsque la tension de la source est trop importante le signal n'est plus linéaire avec l'intensité (à partir de 80 kV et 4 mA, figure 3.8 1 - (a)).

Conformément aux attentes, le bruit photonique sur les radioscopies augmente également avec la tension et l'intensité de la source de rayons X (figure 3.8 (b)).

Pour les deux détecteurs, le  $SNR^2$  est meilleur pour les hautes tensions (généralement, c'est le SNR au carré qui est étudié puisqu'il est directement proportionnel au nombre de photons pour une énergie donnée, lui même proportionnel à l'intensité de la source). Il est 100 fois plus important sur le détecteur Thales (figure 3.8 1 - (c)), ce qui indique que ce dernier est a priori plus adapté pour des mesures à ces niveaux d'énergie. Il y a deux solutions pour augmenter le SNR du détecteur Photonic Science :

1. augmenter l'intensité de la source de rayons X,
2. augmenter le gain sur le détecteur.

La première piste n'a pas été explorée pour éviter de dépasser les limites fixées par l'ASN dans le cadre de cette expérience (mais en principe l'augmentation de l'intensité risque d'également augmenter le bruit des radioscopies et le gain sur le SNR ne sera pas flagrant), et l'impact du gain sur les images réalisées n'a pas été étudié de manière approfondie.

Les couples de paramètres suivants (entourés en rouge sur figure 3.8 (c)) : (80 kV ; 2 mA), (80 kV ; 3 mA), (70 kV ; 3 mA) et (70 kV ; 4 mA) permettent d'obtenir un signal moyen ni trop faible ni trop fort ( $\in [3000; 12000]$ ) tout en ayant un SNR proche de 50 (respectivement un  $SNR^2$  autour de 2500) sur le détecteur Thales.

### 3.4.0.2 Etude du CNR

L'utilisation des IQI de types fil (norme NF EN 462-1) permet d'étudier le contraste (section 1.4.5.3). Ces 7 fils de diamètres différents ( $\emptyset_{fil} = \{0.40, 0.32, 0.25, 0.20, 0.16, 0.125, 0.10\}$  mm) sont placés sur la plaque d'acier inoxydable de 2 mm, côté source (c'est-à-dire un flou maximal sur l'image) et des tirs sont réalisés pour plusieurs tensions et intensités de la source (figure 3.9 (a)).

Pour chaque essai, l'évolution du signal le long de chaque fil permet d'étudier le contraste. On en distingue deux : le contraste absolu ( $C_{abs}$ ) sur le signal brut et le contraste relatif ( $C_{rel}$ ) sur le signal mis à plat (équation 3.6). Le contraste se mesure entre deux zones d'une image, l'objet ( $S_{obj}$ ) et l'arrière-plan ( $S_{bgd}$ ).

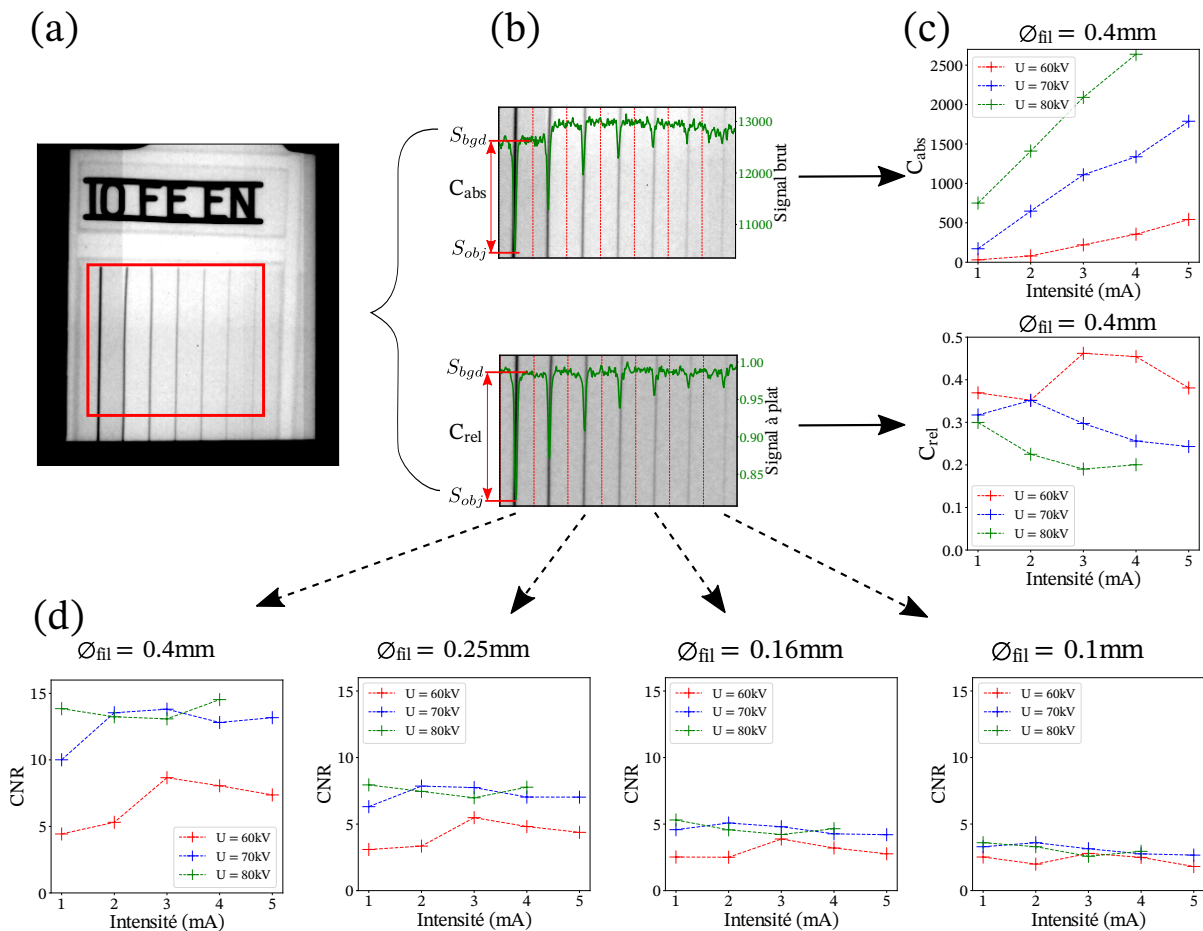
$$C_{abs} = S_{bgd} - S_{obj},$$

$$C_{rel} = \frac{S_{bgd}}{S_{bgd}} - \frac{S_{obj}}{S_{bgd}} = \frac{C_{abs}}{S_{bgd}}, \quad (3.6)$$

Plus le diamètre du fil de l'IQI est petit, plus la variation de signal (brut ou à plat) est faible (figure 3.9 (b)).

Les contrastes absolu et relatif ont deux comportements différents (figure 3.9 (c)). Le contraste absolu augmente avec la tension et l'intensité de la source de rayons X, tandis que le contraste relatif est peu sensible à l'intensité de la source de rayons X (car le signal est directement proportionnel à l'intensité, cf section 1.4.3.2), et diminue lorsque la tension augmente. Le CNR permet de quantifier la détectabilité d'un élément sur une radioscopie :

$$CNR = \frac{C_{abs}}{\sigma_{abs}} = \frac{C_{rel}}{\sigma_{rel}}, \quad (3.7)$$



**FIGURE 3.9:** Avec le détecteur Thales : (a) radioscopie de l’IQI type fils. (b) Zoom sur les 7 fils de l’IQI (signal brut et à plat), avec en vert le profil de niveau de gris le long d’une ligne horizontale perpendiculaire aux fils. (c) Contraste absolu et relatif sur le fil le plus gros ( $\varnothing_{fil} = 0.40$  mm). (d) Evolution du CNR sur les fils de différents diamètres.

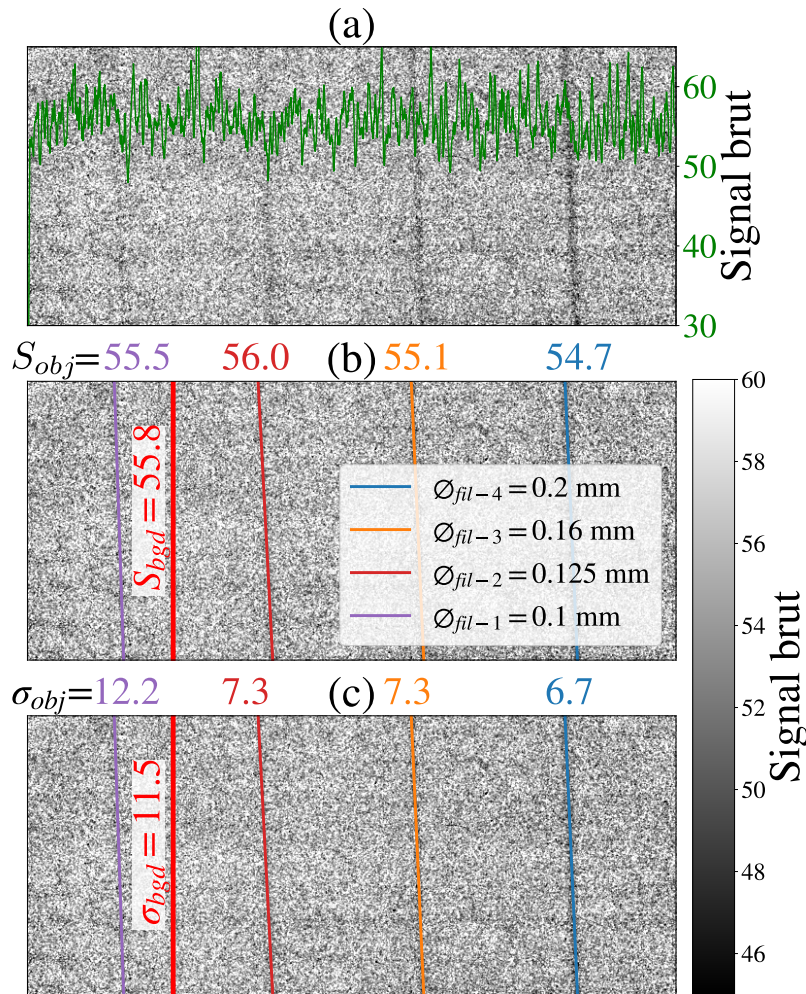
Puisque dans cette expérience seuls les IQI sont ajoutés sur la plaque en acier de 2 mm,  $\sigma_{abs}$  et  $\sigma_{rel}$  sont déterminées à partir de l’étude du SNR (3.4.0.1), dans une zone de  $100 \times 100$  pixels au centre de l’image. Le CNR est le même sur les images brutes et à plat (figure 3.9 (d)). Plus le CNR est grand, plus le contraste entre l’objet et l’arrière plan est marqué, et plus l’objet est facilement identifiable. Pour le fil avec le diamètre le plus faible ( $\varnothing_{fil} = 0.10$  mm), le CNR est égal quelle que soit la configuration de la source de rayons X ( $CNR \in [3, 4]$ ). Il reste toujours supérieur à 2 ce qui indique une détectabilité correcte.

La même étude a été réalisée avec le détecteur Photonic Science, toutefois le SNR étant 10 fois plus faible, les variations du signal sont noyées dans le bruit (figure 3.10 (a)). Bien que les IQI apparaissent plus sombres sur l’image, aucune variation du signal (tracé en vert) n’est suffisamment significative pour permettre de les identifier ”numériquement”.

Sur la seconde image (figure 3.10 (b)), une ligne de mesure tracée sur chaque IQI et le signal moyen ( $S_{obj}$ ) le long de ces lignes est calculé. Théoriquement, le signal des IQI devrait augmenter lorsque la taille de l’IQI diminue, alors que dans ce cas précis :

1. d’un part ce n’est pas le cas sur les 4 fils,
2. d’autre part les signaux mesurés sont tellement proches du signal de l’arrière-plan ( $S_{bgd}$ , mesuré le long de la ligne rouge sur la figure 3.10 (b)) que ces variations ( $< 4\%$ ) sont insignifiantes.

Ces problèmes proviennent du fait que le SNR est relativement faible sur les images de ce détecteur, et les variations de signal sont cachées par le bruit. Il est possible de mesurer l’écart-type le long des lignes qui ont été tracées ( $\sigma_{obj}$ ) pour vérifier que les moyennes ont été correctement évaluées (figure 3.10 (c)).



**FIGURE 3.10:** Avec le détecteur Photonic Science : (a) radioscopie des IQI (à 100 kV et 4 mA) et évolution du signal brut sur une ligne horizontale (en vert). (b) Identification et calcul du signal moyen des IQI sur la même image. (c) Identification et calcul de l'écart-type du signal sur les IQI.

En effet, sur les IQI (les zones visuellement plus sombre), la dispersion des valeurs est significativement plus faible. L'écart est d'environ 40% entre l'écart-type de l'arrière-plan  $\sigma_{bgd}$  (mesuré le long de la ligne rouge sur la figure 3.10 (c)) et l'écart-type des 3 plus gros IQI ( $\sigma_{fil-4-3-2}$ ). Ces résultats indiquent que le détecteur Photonic Science, car plus résolu que le détecteur Thales et donc avec une surface de détection plus petite, aura un niveau de contraste très faible dans ces conditions d'utilisation. Aussi, le système de refroidissement de la caméra étant un peu vieux (environ 20 ans), il ne permet plus de descendre à des températures d'utilisation inférieures à  $-10^{\circ}\text{C}$  comme prescrites par la notice d'utilisation. Aujourd'hui, la température minimale oscille entre  $-5$  et  $-6^{\circ}\text{C}$  et ce réchauffement de la caméra participe à l'augmentation du bruit.

Finalement, basé sur les résultats du détecteur Thales, le couple de paramètres qui est choisi pour réaliser les radioscopies en cours de fabrication additive est 70 kV et 3 mA. Parmi les couples sélectionnés grâce à l'étude du SNR, c'est celui qui présente le meilleur CNR.

### 3.4.0.3 Etude du flou

Les distances entre la source de rayons X, l'objet d'étude et le détecteur introduisent un flou sur les radioscopies (section 1.4.5.1 (a)).

Comme le foyer de la source de rayon X est carré (tableau 3.1), les flous géométriques horizontaux et verticaux sont égaux :  $u_g^h = u_g^v = u_g$ . D'après l'équation 1.18,  $u_g = 3.0 \times \frac{520}{680} = 2.3$  mm (figure 3.11).

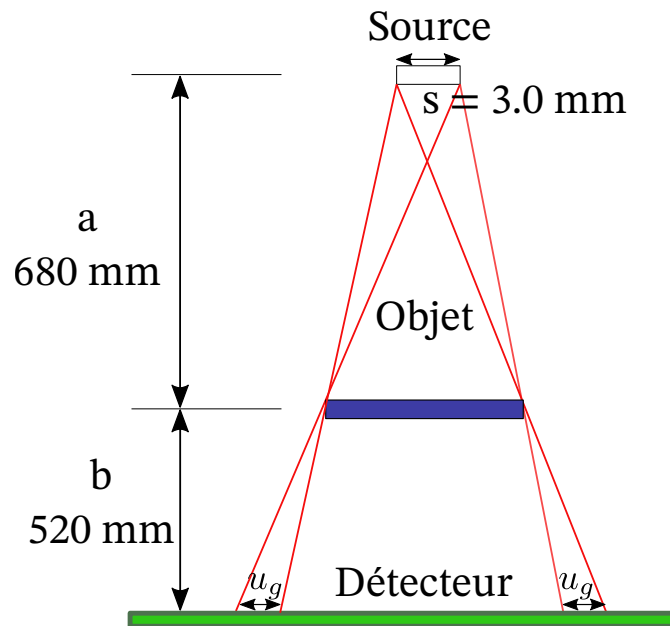


FIGURE 3.11: Schéma du dispositif expérimental.

Pour estimer le flou expérimental, il faut faire la radioscopie d'un objet opaque (à travers lequel les rayons X sont totalement absorbés). Le flou correspond alors au nombre de pixels entre : une diminution de 10% du signal maximal et une augmentation de la même quantité de signal au dessus du signal minimal (traits pointillés bleu sur les figures 1.18 (a) et (b)).

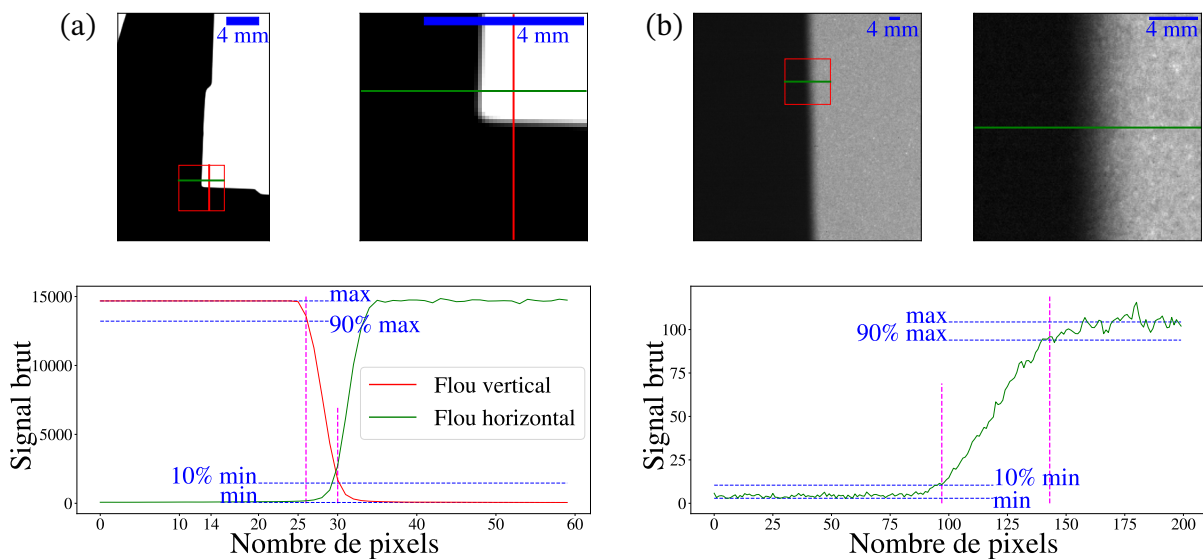
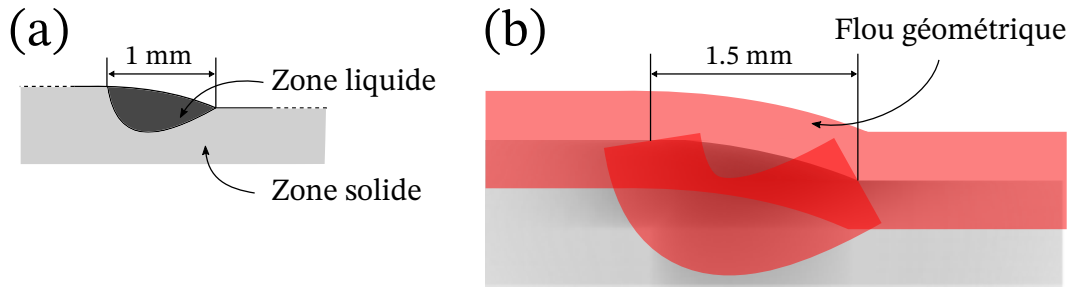


FIGURE 3.12: Estimation du flou expérimental sur : (a) le détecteur Thales et (b) le détecteur Photonic Science.

Dans cette configuration géométrique, pour le détecteur Thales, la variation de signal entre 90 et 10 % correspond à 5 pixels, soit 0.7 mm. Pour le détecteur Photonic Science, l'écart est de 46 pixels, soit 0.4 mm.

La différence importante avec le flou théorique s'explique en partie par le fait qu'un collimateur en plomb est monté sur la source. Ce collimateur permet de rendre le faisceau plus directionnel et de limiter le flou.

D'après les mesures thermiques qui ont été réalisées (section 2.5), le bain de fusion mesure environ 1 mm de long en réalité, et 1.5 mm de long sur les images avec le grossissement.



**FIGURE 3.13:** (a) Représentation artistique du bain de fusion sur l'objet réel. (b) Représentation artistique du bain de fusion et du flou géométrique sur l'image.

Un flou de 0.7 mm signifie que, quand bien même la séparation entre les zones liquide et solide serait une interface unique délimitée (figure 3.13 (a)), le flou géométrique du dispositif empêcherait de percevoir sur les radioscopies (figure 3.13 (b)). Tout l'enjeu de la suite de ce travail est donc de trouver la méthode qui permettra d'identifier le bain de fusion malgré le flou et le bruit des radioscopies. En plus des méthodes classiques d'analyse d'images, l'une des pistes envisagée pour étudier les radioscopies est de supposer que le matériau étudié est homogène en terme de densité, puis de calculer son épaisseur. Puisqu'en réalité la densité de la zone fondue est plus faible que celle de la zone solide, l'épaisseur devrait varier. L'idée est d'utiliser la loi théorique pour calculer une épaisseur traversée équivalente pour chaque niveau de gris. L'objectif est ainsi d'avoir un contraste en épaisseur (équivalent à un contraste en terme de densité) plus favorable que le contraste en niveau de gris.

#### 3.4.0.4 Calibration pour le calcul d'une épaisseur

La loi de Beer-Lambert a été introduite dans le premier chapitre et traduit la probabilité qu'un photon n'interagisse pas avec un objet mono-matériau de densité  $\rho$  et pour une épaisseur  $x$  donnée (section 1.4.2.3). Cette loi est valable à **une énergie donnée**, pour un faisceau de rayons X **monochromatique**.

Les sources de rayons X de chantier ou médicales produisent des spectres polychromatiques avec des photons de différentes énergies. Lorsque ce type de faisceau traverse un objet, les photons de hautes et basses énergies ne sont pas atténués de la même façon, et la forme du spectre est modifiée (section 1.4.2.3)

Dans le cas de sources polychromatiques, il est donc impossible d'utiliser une valeur connue du coefficient d'atténuation (dans les bases de données du NIST par exemple, [BER 98]) pour retrouver l'épaisseur d'un matériau traversé à partir du signal reçu sur le détecteur.

Pour un matériau donné, la calibration consiste à placer successivement des plaques d'une épaisseur connue entre la source et le détecteur. Ensuite, on trace l'évolution du signal reçu ( $I(x)$ ) en fonction de l'épaisseur  $x$ . Cette méthode de calibration est valable pour un détecteur, pour une configuration donnée (distance source-objet-détecteur) et pour une tension (l'intensité de la source a un impact linéaire sur l'évolution du signal).

En s'inspirant des résultats de [BAU 23], l'expression du signal en fonction de l'épaisseur de matériau traversée est exprimée de manière heuristique (équation 3.8) :

$$I(x) = \exp(ax - bx^{1-c}), \quad (3.8)$$

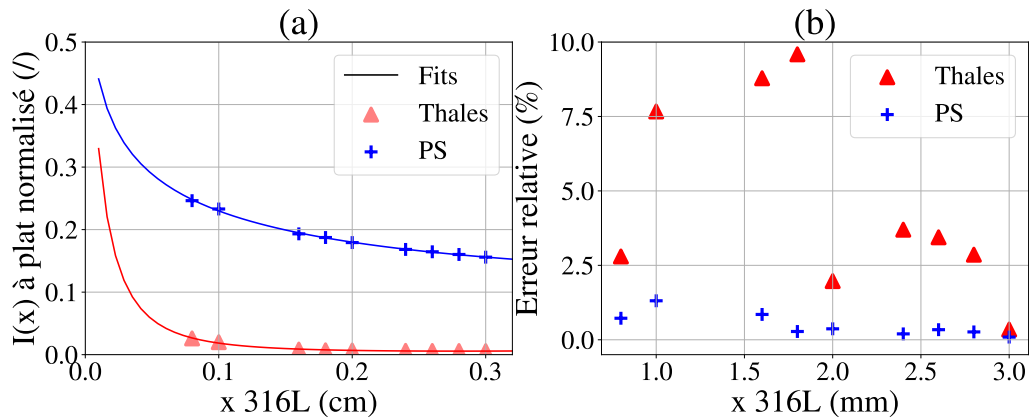
avec  $a$ ,  $b$  et  $c$  trois constantes à optimiser (tableau 3.3).

La calibration est réalisée sur les deux détecteurs (Thales et PS pour Photonic Science) dans des conditions expérimentales (voir section 3.6 pour le choix des paramètres), avec :

- une tension de 70 kV et une intensité de 3 mA,
- une distance source-objet de 680 mm,
- une distance objet-détecteur de 520 mm,

- trois plaques d’acier inoxydable d’épaisseur 0.8 mm,
- trois plaques d’acier inoxydable d’épaisseur 1, 2 et 3 mm.

L’assemblage des plaques d’aciers entre elles permet de faire varier l’épaisseur entre 0.8 et 3 mm, au delà le signal est trop faible pour être mesuré (figure 3.14 (a)).



**FIGURE 3.14:** (a) Evolution du signal en fonction de l’épaisseur d’acier inoxydable 316L. (b) Evolution de l’erreur relative sur l’épaisseur calculée.

Les valeurs expérimentales permettent de trouver les constantes  $a$ ,  $b$  et  $c$  de l’équation 3.8 (tableau 3.3).

Détecteur	a	b	c
Thales	61.47	59.60	0.2308
PS	0.7506	2.889	0.7282

**TABLE 3.3:** Résultats de la calibration pour les deux détecteurs utilisés.

Ces résultats permettent d’estimer l’erreur relative entre les valeurs expérimentales et interpolées du signal (figure 3.14 (b)). Pour le détecteur Photonic Science (en bleu), l’erreur est inférieure à 2.5% sur toutes les épaisseurs considérées. En revanche, pour le second détecteur Thales (en rouge), l’erreur relative varie entre 0 et 10 %. Cette incertitude plus importante est principalement liée à l’incertitude sur le réglage manuel du temps d’exposition lors de l’acquisition d’images (section 3.3).

Pour le procédé inverse, retrouver l’épaisseur d’un matériau à partir du signal mesuré sur une radioscopie, il faut résoudre l’équation suivante (équation 3.9) :

$$ax - bx^{1-c} - \ln(I(x)) = 0. \quad (3.9)$$

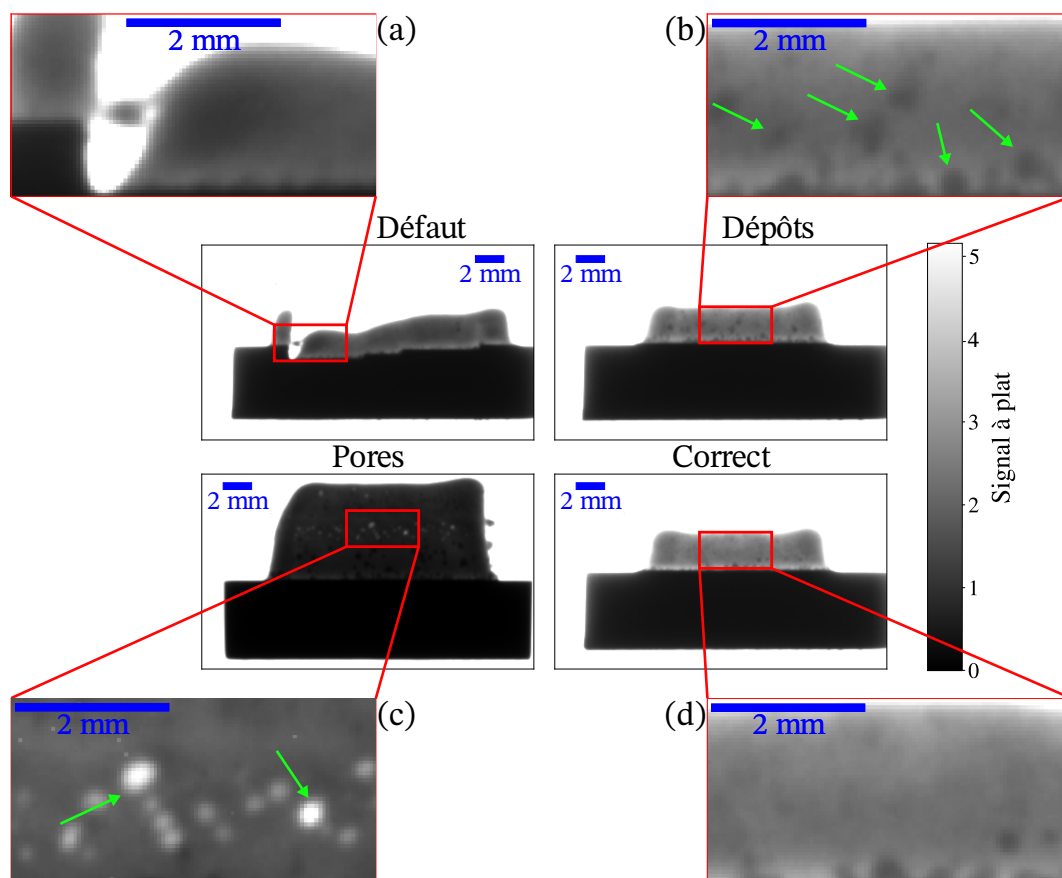
Un schéma de Newton-Raphson permet par exemple de la résoudre. A noter que cette calibration suppose que le matériau étudié est homogène et a une densité constante. L’idée de ce procédé est d’offrir une alternative aux solutions de traitement d’image classique pour identifier le bain de fusion. En fait, ce qui est calculé ici en terme d’épaisseur (avec des épaisseurs connues) va ensuite être utilisé pour estimer des variations de densité. Dans la loi de Beer-Lambert (équation 1.16), le signal reçu sur le détecteur dépend du terme suivant :  $\exp(-\frac{\mu}{\rho} \times \rho x)$ . Le rapport  $\frac{\mu}{\rho}$  est constant pour un matériau homogène, et donc  $\rho$  et  $x$  ont le même impact sur le signal. En revanche, si les deux varient simultanément, il ne sera pas possible d’analyser convenablement le résultat.

### 3.4.0.5 Quelques radioscopies post-mortem

Dans la configuration présentée dans les chapitres précédents, quelques murs fabriqués via DED-LB sont analysés pour avoir une première idée des images réalisées avec ce dispositif expérimental. Ces

radios sont faites **post-mortem**, après la fabrication et ont permis d'identifier différents types de défauts caractéristiques sur ce dispositif :

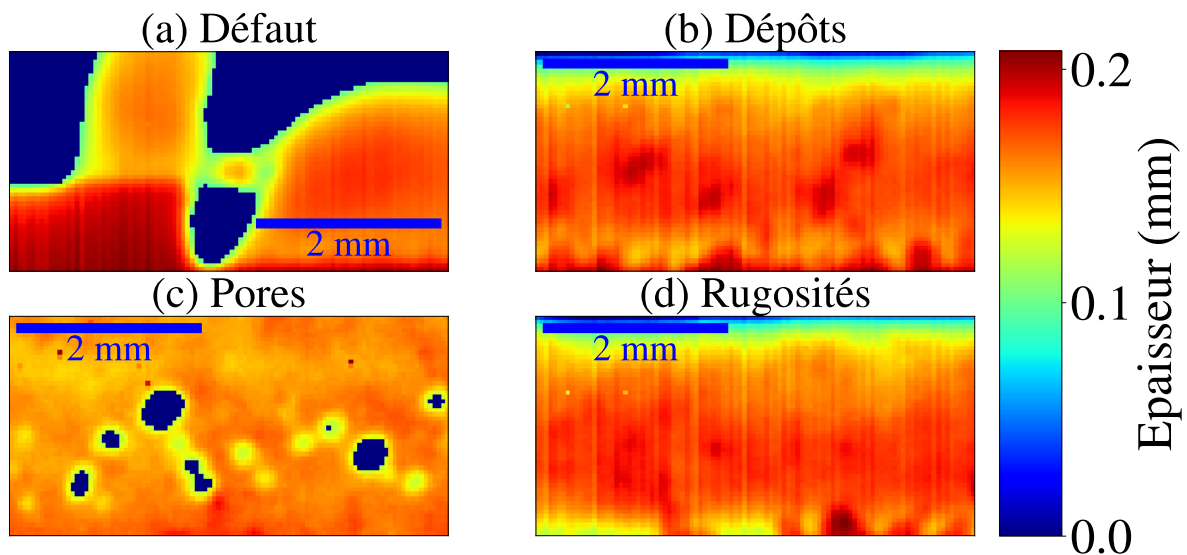
1. des défauts de fabrication (figure 3.15 (a)). Lorsque le substrat n'est pas plat et que la source laser est défocalisée par exemple.
2. Des défauts de surface lorsque de la poudre non fondue est projetée et déposée sur les bords du mur, l'épaisseur à traverser par les rayons X est donc plus importante (indiqués par les flèches vertes sur figure 3.15 (b)).
3. La présence de porosités. Ce n'est pas un phénomène très présent en DED-LB, sur l'image suivante les pores sont dûs à la modification de la nature du matériau d'apport pour la fabrication d'aciers à gradient (les plus gros pores sont indiqués par des flèches vertes sur figure 3.15 (c)). A noter qu'il s'agit bien de pores dans le matériau, et non de trous traversant la pièce de part en part.
4. Un état de surface rugueux, qui introduit de légères variations du niveau de gris des radioscopies.



**FIGURE 3.15:** (a) Défaut de fabrication. (b) Dépôt de poudre sur les faces du mur. (c) Présence de pores lors de la fabrication. (d) Fabrication sans défauts apparents. Les zones plus sombres sous les murs sont les substrats qui servent de support de fabrication.

Ces premiers scans sont très importants pour mieux comprendre les défauts récurrents du procédé DED-LB et vont permettre d'appréhender le contrôle du bain fondu *in-situ* plus facilement. Grâce à la calibration de la section précédente (section 3.4.0.4), il est possible de calculer les épaisseurs des pièces étudiées (figure 3.16).

Sur ces images, plusieurs éléments sont intéressants. D'abord, l'épaisseur des murs est relativement constante (environ 0.2 mm) à part sur les contours extérieurs où elle diminue autour de 0.1 mm (figures 3.16 (a), (b) et (c)). Cette variation d'épaisseur correspond à l'aspect bombé de la dernière couche



**FIGURE 3.16:** Epaisseurs des pièces avec : (a) défaut de fabrication, (b) dépôt de poudre sur les faces du mur, (c) présence de pores lors de la fabrication et (d) fabrication sans défauts apparents.

de matériaux qui a été déposée. D'autre part, la variation d'épaisseur due aux grains de poudre non fondus est légèrement plus marquée sur ces images que sur les images en niveau de gris (figures 3.16 (b)). Finalement, cette méthode de calibration est prometteuse pour l'identification du bain de fusion, qui devrait en théorie induire une variation proche de celle créée par les grains de poudre non fondus, mais comme ce dernier est situé à l'interface solide/air, la variation de signal créée par la forme bombée du dépôt de matière risque de masquer cette information.

### 3.5 Mesures de sécurité

Afin d'utiliser la source de rayons X sans compromettre la santé des personnes sur site, des mesures de sécurité sont mises en place.

Dans un premier temps, pour que la source de rayons X puisse rester fixe pendant les expériences tout en observant le bain fondu de manière continue, une platine de déplacement  $(\vec{x}, \vec{z})$  a été ajoutée sous le bras robot (figure 3.17 (b)). De cette manière, c'est la pièce qui est en cours de construction qui se déplace, alors que le laser et le système d'apport de poudre sur le bras robot restent fixes. Cela permet de faciliter l'observation du bain de fusion puisqu'il reste toujours au même endroit. Tout le dispositif de fabrication additive est situé dans une cabine fermée et l'objectif est que toutes les zones autour de cette cabine (les zones a, b, c et d sur figure 3.17 (a)) soient des zones publiques avec un débit de dose inférieur à  $0.080 \text{ mSv.mois}^{-1}$  (section 1.4.6).

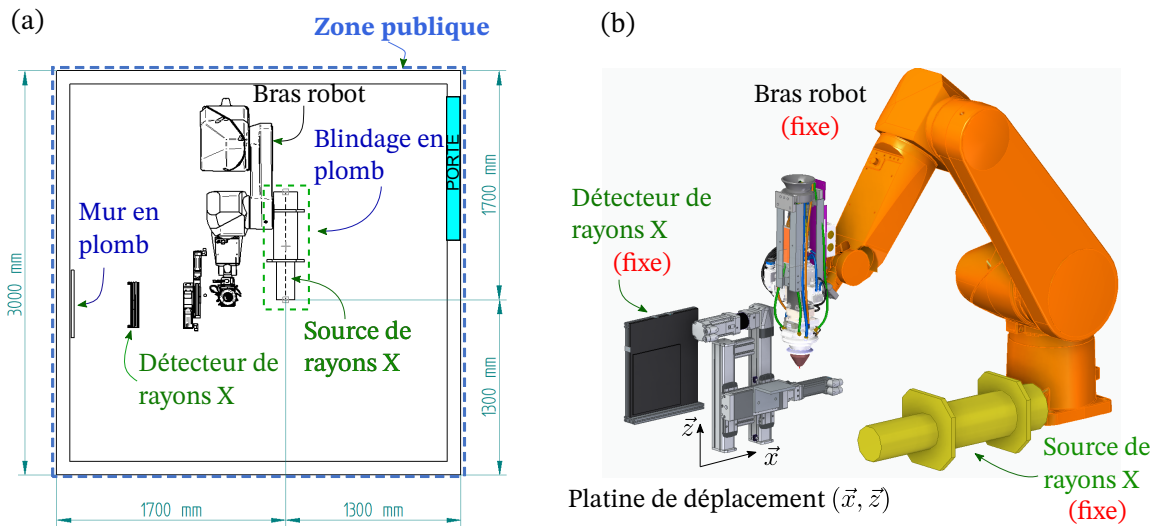
Le débit théorique de fuite équivalent à 200 kV et à 1 mètre autour du tube ( $\dot{H}_{fuite}^0$ ) est de  $2 \text{ mSv.h}^{-1}$ . Le débit théorique maximal équivalent à 200 kV et à 1 mètre dans l'axe du faisceau ( $\dot{H}_{max}^0$ ) est de  $10.2 \text{ Sv.h}^{-1}$ .

Les deux grands principes de radioprotection pour réduire les doses reçues par des rayonnement **non radioactifs** sont la distance et le blindage. En effet, le débit de dose décroît en fonction du carré de la distance et de l'épaisseur de blindage autour de la source de rayons X (équation 3.10).

$$\dot{H}_1 = \frac{\dot{H}_0}{d_1^2 \times 2^{\frac{x}{x_1/2}}}, \quad (3.10)$$

avec :





**FIGURE 3.17:** (a) Intégration du tube à rayons X dans la cabine de fabrication additive. (b) Vue 3D du dispositif expérimental.

1.  $\dot{H}_0$  le débit de dose équivalent à 1 mètre (en  $\text{Sv}\cdot\text{h}^{-1}$ ),
2.  $\dot{H}_1$  (en  $\text{Sv}\cdot\text{h}^{-1}$ ) le débit de dose équivalent à une distance  $d_1$  (en m),
3.  $x$  l'épaisseur du blindage en place (en mm),
4.  $x_{1/2}$  l'épaisseur de demi-atténuation du blindage (en mm).

L'épaisseur de demi-atténuation ( $x_{1/2}$ ) correspond à l'épaisseur d'un matériau qu'il faut placer devant le faisceau initial pour l'atténuer de moitié. Elle dépend principalement de la nature du matériau (*i.e.* de son coefficient d'atténuation) :

$$\frac{N_0}{2} = N_0 e^{-\mu x_{1/2}}, \text{ d'après 1.16,} \quad (3.11)$$

$$x_{1/2} = \frac{\ln(2)}{\mu}.$$

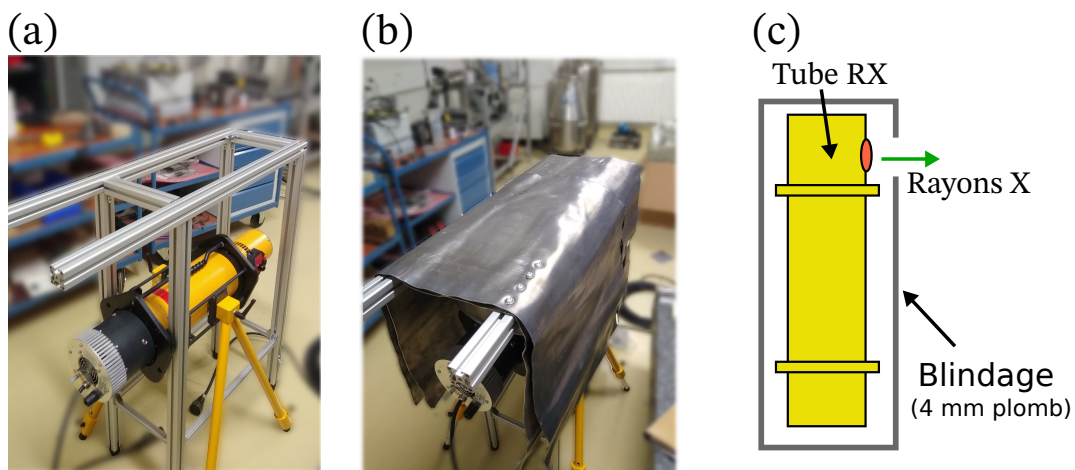
A titre d'exemple, pour un poste de rayons X donné avec une tension de 200 kV, l'épaisseur de demi-atténuation du béton est de 30 mm contre 0.7 mm pour le plomb.

Dans cette étude, les mesures de sécurité sont mises en place dans le cadre du décret n° 2018-437 du 4 juin 2018<sup>1</sup> et conformément à la décision n°2017-DC-0591 de l'ASN :

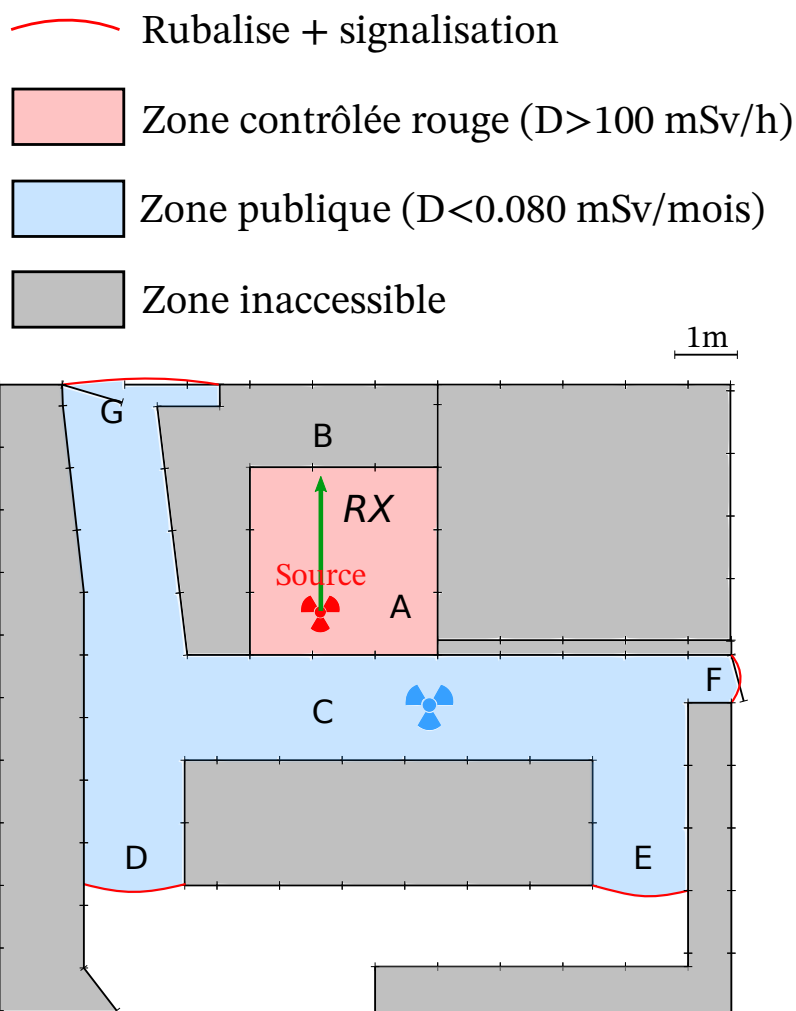
1. un premier blindage proche de la source de rayons X permet de limiter le rayonnement de fuite (figure 3.18),
2. l'utilisation de la source de rayons X est limitée à 1 semaine par mois, à raison de 200 tirs par jour,
3. quatre voyants lumineux situés dans la cabine et à l'extérieur permettent de signaler la mise sous tension du générateur, et l'émission de rayons X,
4. une sécurité coupe-circuit permet d'empêcher l'émission de rayons X lorsque la porte de la cabine est ouverte, et coupe l'émission de rayons X en cours si la porte de la cabine est ouverte en cours d'expérience.

Grâce à ces mesures, tout l'espace autour de la cabine LASCOL est en zone publique non réglementé (d'un point de vue des débits de dose, mais l'accès autour de la cabine est interdit au public), tandis que la cabine elle-même est en zone contrôlée rouge selon l'article R. 4451-23 du décret n° 2018-437 (figure 3.19).

1. relatif à la protection des travailleurs contre les risques dus aux rayonnements ionisants



**FIGURE 3.18:** (a) Source de rayons X sans blindage. (b) Source de rayons X avec blindage en plomb. (c) Schema de la source de rayons X et de son blindage (vue de dessus).



**FIGURE 3.19:** Schema du zonage autour de la cabine de fabrication additive.

Les débits de doses à l'intérieur des zones bleues et rouge ont été mesurés par l'Apave, une société spécialisée dans la gestion des risques liés à la sécurité, et sont listés dans le tableau suivant (tableau 3.4).

Position	Débit de dose mesuré (mSv.h <sup>-1</sup> )	Débit de dose équivalent pour l'utilisation spécifique 1 semaine par mois (mSv.h <sup>-1</sup> )	Classification de la zone
A	> 100	> 100	Zone contrôlée rouge
B, C	0.03	0.075	Zone publique (avec accès réglementé)
D,E,F,G	< 0.01	< 0.025	Zone publique (avec accès réglementé)

TABLE 3.4: Mesure des débits de dose réalisés par l'Apave.

## 3.6 Acquisition des radioscopies *in-situ*

Une fois que tous les équipements ont été caractérisés en blockhaus, tout le dispositif expérimental est déplacé dans la cabine de fabrication additive pour réaliser des essais *in-situ* lors du dépôt de matière par DED-LB.

### 3.6.0.1 Caractéristiques du dispositif expérimental

La source de rayons X est placée sous le blindage de 4 mm de plomb pour limiter le rayonnement de fuite (figure 3.20). Le bras robot est positionné dans l'axe de tir des rayons X et reste fixe pendant toute la durée de essais. La platine de translation XZ, située en dessous du bras robot, assure le déplacement horizontal (selon  $\vec{x}$ ) puis vertical (selon  $\vec{z}$ ) de la pièce en cours de fabrication. Le détecteur de rayons X est placé de l'autre côté du bras robot, face à la source de rayons X. Enfin, un mur en briques de plomb permet d'atténuer le faisceau résiduel.

L'objectif premier de ces essais étant de vérifier la faisabilité d'un tel contrôle, une seule paramétrie de fabrication a été étudiée :

- $P_{laser} = 300$  W,
- $v_{laser} = 3$  mm.s<sup>-1</sup> (dans ces expériences, le laser est fixe et en réalité la vitesse de déplacement correspond au déplacement de la platine XZ),
- longueur de dépôt d'une couche, 50 mm,
- temps de pause entre le dépôt de 2 couches successives, 30 s,
- débit d'argon (gaz porteur de la poudre), 6 L.min<sup>-1</sup>,
- débit massique de poudre, 3.4 g.min<sup>-1</sup>.

La vitesse de déplacement du laser ainsi que le temps de pause entre 2 couches successives sont les 2 paramètres qui changent par rapport aux conditions de fabrication classique. Ces changements permettent de réaliser les radioscopies dans de bonnes conditions tout en assurant une fabrication de bonne qualité.

### 3.6.0.2 Analyse des radioscopies obtenues

Lors du dépôt de 10 couches successives, les détecteurs flatpanel Thales et Photonic Science permettent respectivement de réaliser 1 et 3 images par couche (figure 3.21 (a) et (b)).

La buse laser (*i.e.* le bain de fusion) reste fixe sur ces images. En zoomant sur la zone d'intérêt, la zone où se déroule l'apport de matière est très clairement visible (figure 3.21 (c)). Le bain de fusion se situe logiquement au niveau du bourrelet, et l'objectif est d'analyser l'image pour le faire ressortir au maximum.

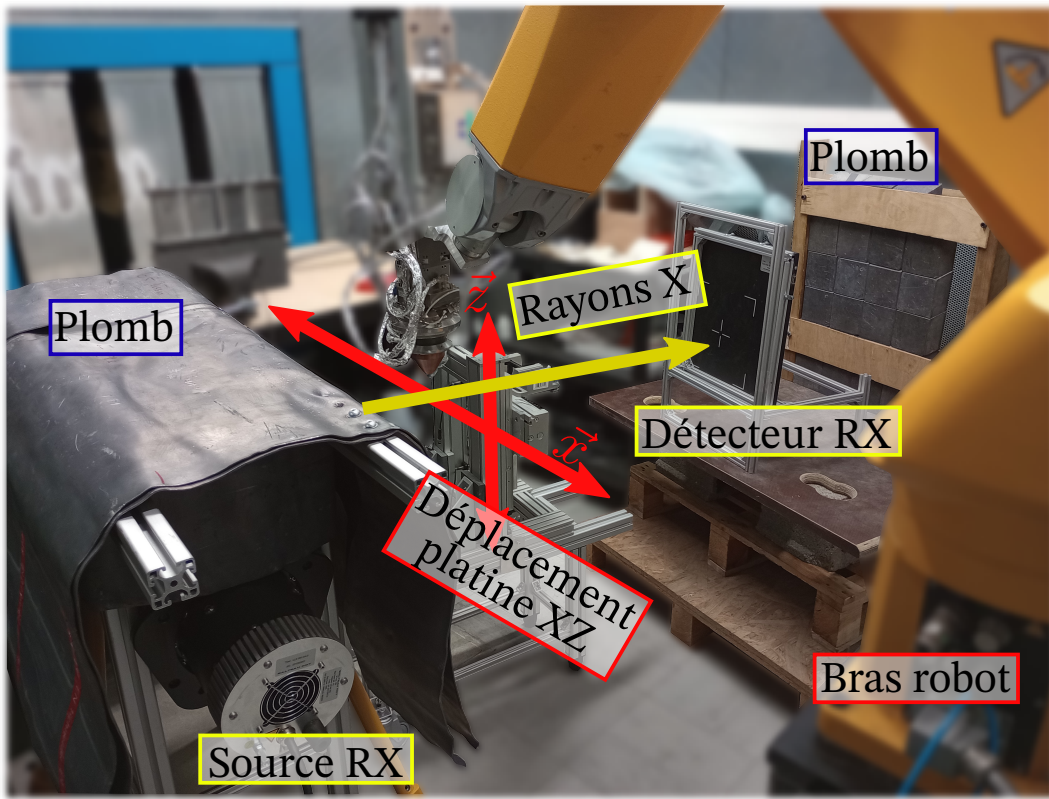


FIGURE 3.20: Dispositif expérimental dans la cabine de fabrication additive.

Pour chaque détecteur, deux fabrications de 10 couches dans des conditions similaires ont été réalisées. Pour le détecteur Thales, lors du deuxième essai (figure 3.22 (b)), l'acquisition n'a pas été réalisée pour la première couche (image manquante).

Sur ces images, on remarque que la hauteur de la nouvelle couche déposée (avant et après le bourrelet) diminue de manière significative entre la première et la dixième couche. Ce phénomène est connu en DED-LB, la hauteur de couche s'autorégule au cours de la fabrication (section 1.1.2, figure 1.2).

Le détecteur Photonic Science permet de réaliser 3 images par couche (figure 3.23). Sur le deuxième essai (figure 3.23 (b)), l'acquisition lors de la dixième couche n'a pas été réalisée (images manquantes).

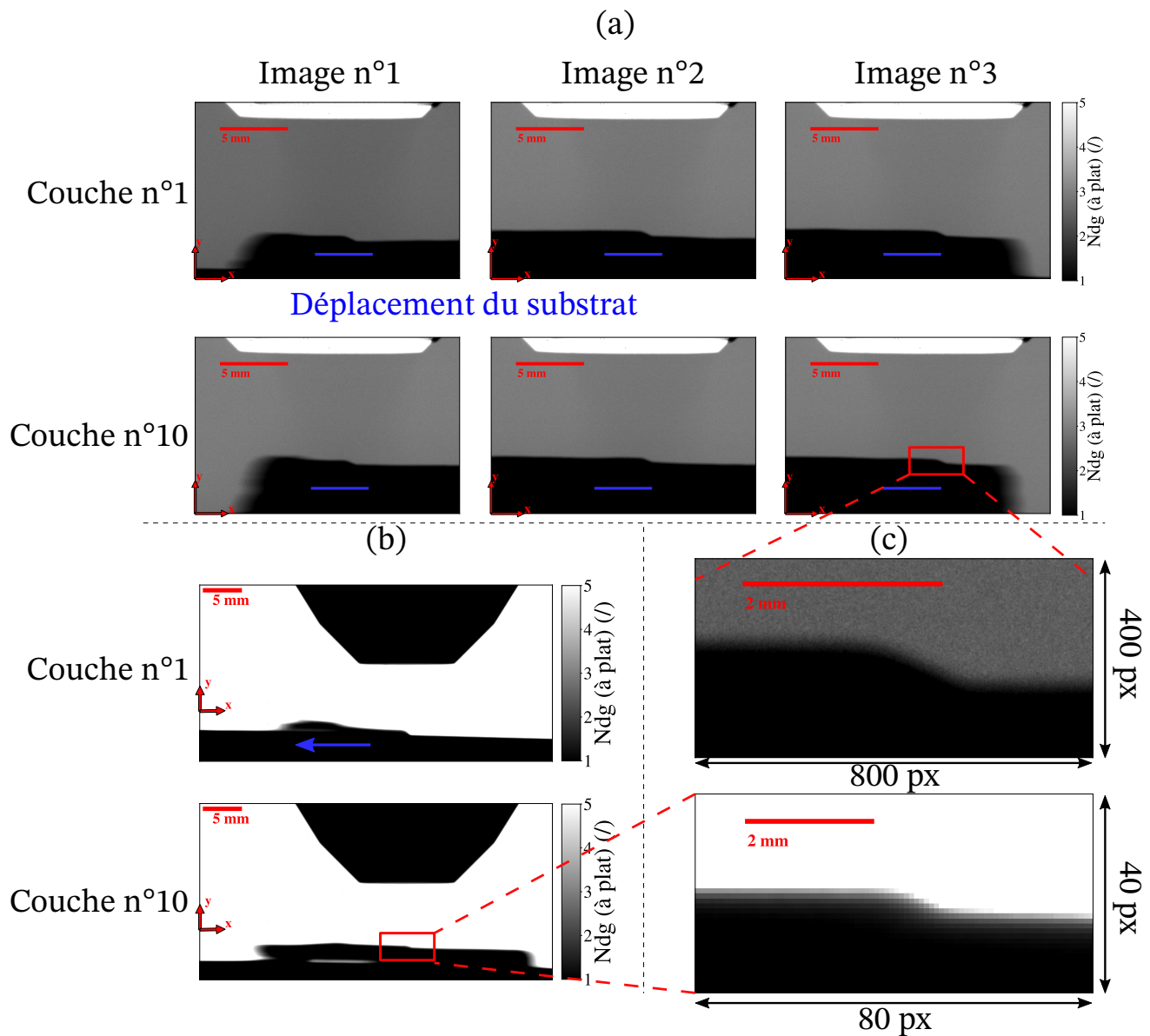
Sur ces images, la différence de hauteur de dépôt de couche entre le premier et le dixième lasage est une nouvelle fois flagrante. On remarque également un autre phénomène intéressant, la stabilisation de la fabrication sur une même couche. Par exemple sur la seconde couche du premier essai (figure 3.23 (a)), la première image est très différente des deux autres, les niveaux de la couche précédente et de la couche en cours de dépôt (traits pointillés rouge) sont décalés. Au fur et à mesure de la fabrication, cet écart diminue et à la dixième couche, les niveaux sont stabilisés.

L'objectif premier de ces expériences est d'identifier le bain de fusion sur chacune de ces images. Dans un premier temps, l'entropie de l'image est calculée (via la librairie *skimage* de python, [Van 14]), puis le moment d'ordre 11 (figure 3.24 (b), équation 3.12), le gradient morphologique (figure 3.24 (c)) et enfin un seuillage via la méthode d'Otsu (figure 3.24 (d), section 1.4.8.1).

L'entropie quantifie l'information contenue dans une image. Un signal constant a une entropie nulle tandis qu'un contour marqué aura une entropie plus importante.

Soit une image  $I$  de dimensions  $n \times m$  pixels avec  $(x, y)$  les coordonnées des pixels,  $(x \leq n, y \leq m) \in \mathbb{N}$ . Le moment d'ordre  $M_{p,q}$  aux coordonnées  $(x, y)$  se calcule en fonction des  $k$  plus proches voisins :

$$M_{p,q}(x,y) = \sum_{i=x-k}^{x+k} \sum_{j=y-k}^{y+k} (i^p j^q I(i,j)). \quad (3.12)$$

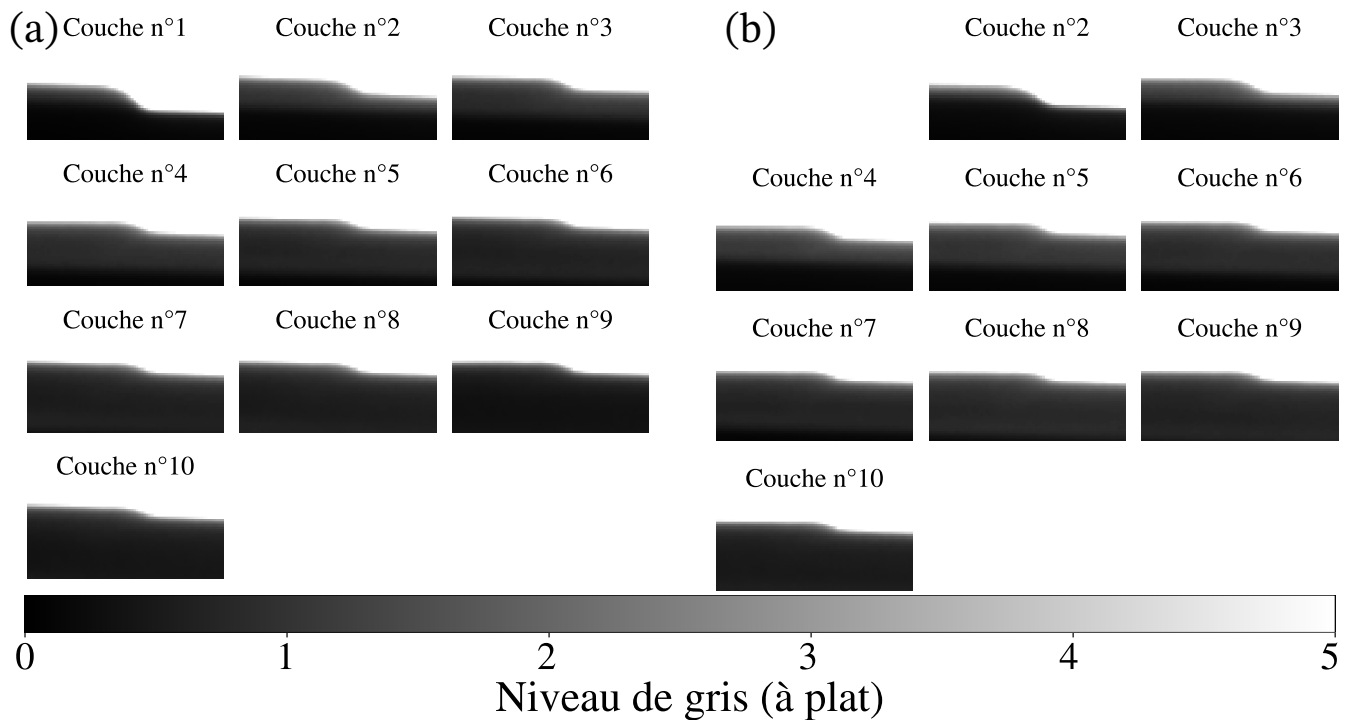


**FIGURE 3.21:** Acquisitions de radioscopie lors du dépôt de 10 couches successives. (a) Détecteur Photonic Science. (b) Détecteur Thales. (c) Zoom sur la zone où doit se situer le bain de fusion.

Le moment d'ordre  $pq$  d'une image agit comme la convolution de l'image par un kernel dont les coefficients sont déterminés par  $p$  et  $q$ . Pour différentes valeurs de  $p$  et  $q$ , les kernels (de taille  $3 \times 3$ ) sont de la forme :

1.  $p = 0; q = 1$ , 
$$\begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$
2.  $p = 1; q = 0$ , 
$$\begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$
3.  $p = 1; q = 1$ , 
$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Lorsque  $p = 0$  ou  $q = 0$ , les kernels permettent de faire ressortir les contours verticaux ou horizontaux d'une image (à la manière de l'opérateur de Sobel, section 1.5.3.1). Avec  $p = q = 1$ , le kernel permet de



**FIGURE 3.22:** Acquisitions de radioscopies lors du dépôt de 10 couches successives avec le détecteur Thales. (a) Premier essai. (b) Deuxième essai.

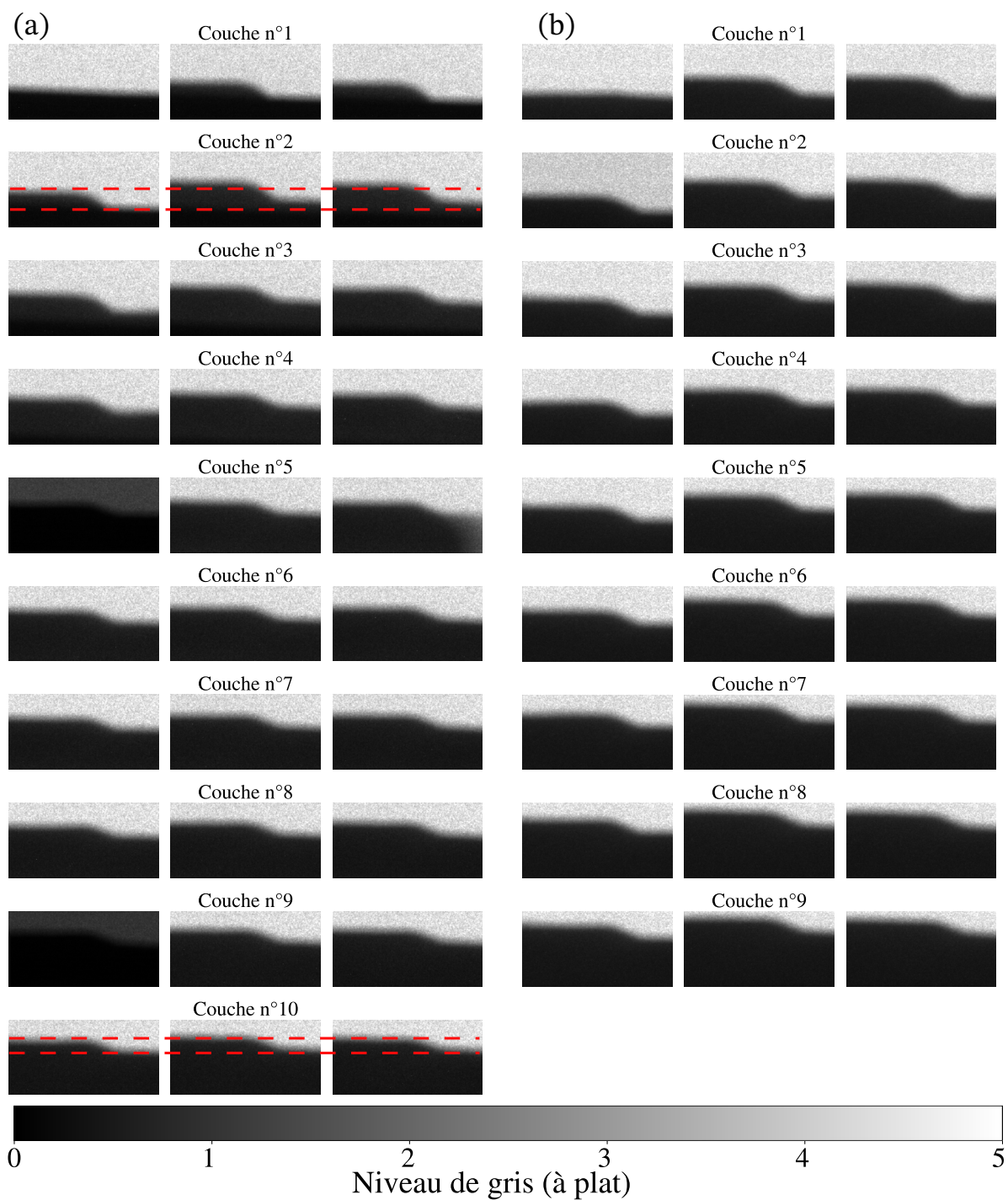
faire ressortir d'autres types de contours inclinés dans l'image.

Le gradient morphologique d'une image est la différence entre une dilatation et une érosion (respectivement les fonctions *dilate* et *erode* de la librairie *OpenCV* sur python, [ITS 15]) de cette même image, ce qui permet d'isoler des contours par exemple.

Finalement, la calibration réalisée précédemment (section 3.4.0.4) permet également d'estimer l'épaisseur d'acier inoxydable traversée par le faisceau de rayons X. Comme cette calibration a été réalisée sur ce matériau à l'état solide, le bain de fusion devrait apparaître comme une zone avec une épaisseur plus faible que le reste de la pièce (car de densité plus faible).

Sur les deux premières images (figures 3.24 (a) (1) et (2)), l'entropie permet de souligner la distinction entre la pièce et l'air où le contraste est marqué entre ces deux zones. L'entropie est également légèrement plus élevée au niveau du bourrelet sur l'image du détecteur Thales (figure 3.24 (a) (1)), mais il ne s'agit pas d'une variation suffisante pour clairement pouvoir identifier le bain de fusion.

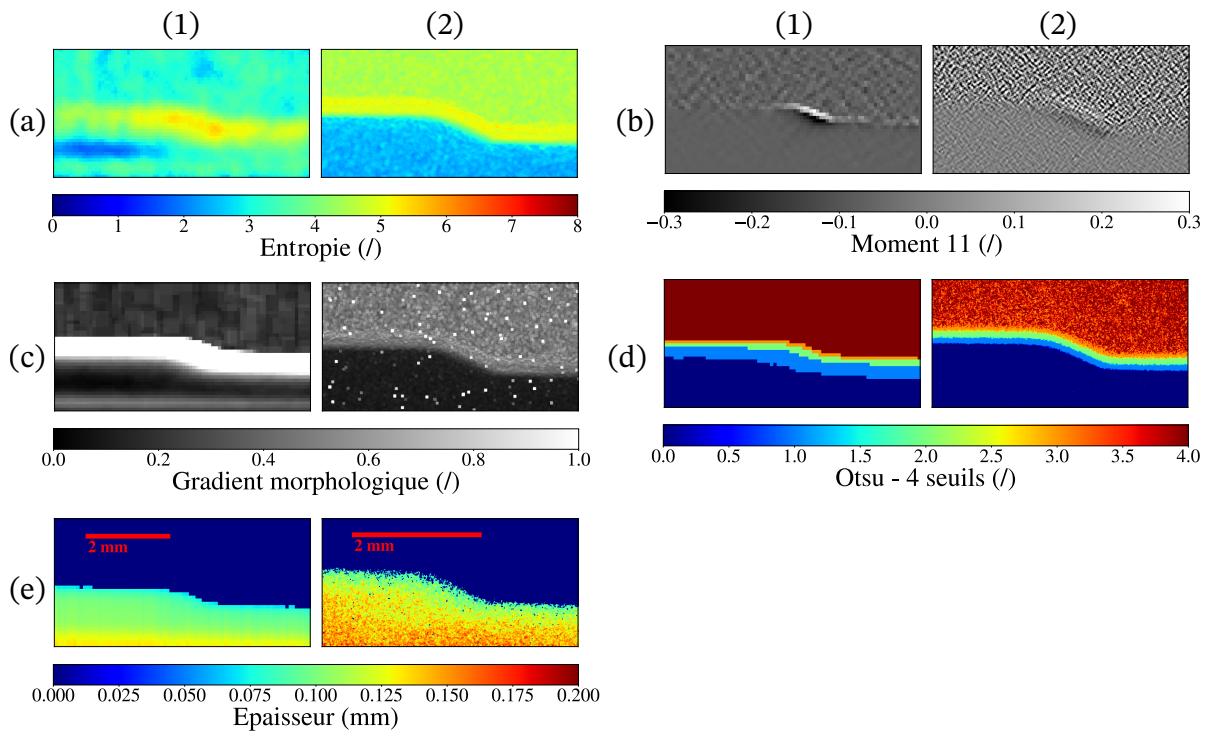
Sur les figures 3.24 (b) (1) et (2), le moment d'ordre 11 permet de mettre en valeur la zone située a priori au niveau du bain de fusion (léger contraste plus foncé). Toutefois, ce contraste est principalement dû à la forme du bourrelet qui crée un contour orienté à 45° entre l'air et le solide, et la forme du kernel utilisée pour le balayage est particulièrement sensible à ce genre de contour. Avec le gradient morphologique, sur les figures 3.24 (c) (1) et (2), le contraste entre l'air et le solide est marqué, mais le bain de fusion n'est toujours pas identifiable. Le seuillage d'une image avec la méthode d'Otsu permet de la segmenter en plusieurs classes. Sur les radioscopies, avec un nombre de classes égal à 5 (figures 3.24 (d) (1) et (2)), les zones segmentées sont ; l'air, le solide et l'interface air/solide (sous-divisé en 3 classes différentes). Le contraste du bain de fusion est trop faible pour que cette méthode parvienne à le segmenter. Enfin, la dernière méthode qui consiste à calculer l'épaisseur de la pièce observée par radioscopie ne permet pas non plus de mettre en évidence la présence du bain de fusion (figures 3.24 (e) (1) et (2)). D'une part, la radioscopie du détecteur Thales (figures 3.24 (e) (1)) est faiblement résolue et le fait de ne pas exactement maîtriser le temps d'exposition induit une grosse incertitude sur l'épaisseur calculée. D'autre part, le fait que le mur fabriqué soit moins épais en son sommet (forme légèrement bombée) induit une variation d'épaisseur qui participe à masquer les potentielles variations d'épaisseur



**FIGURE 3.23:** Acquisitions de radioscopies lors du dépôt de 10 couches successives avec le détecteur Photonic Science. (a) Premier essai. (b) Deuxième essai.

dûes à l'état liquide du bain de fusion.

Finalement, aucune de ces méthodes d'analyse d'image ne permet de mettre en évidence une différence de contraste au niveau du bain de fusion. C'est dans ce contexte que l'intelligence artificielle intervient pour permettre la détection de la zone fondue malgré le flou et le bruit des radioscopies.



**FIGURE 3.24:** (a) Entropie. (b) Moment d'ordre 11. (c) Gradient morphologique. (d) Otsu. (e) Calcul de l'épaisseur d'acier inoxydable traversée. (1) Détecteur Thales. (2) Détecteur photonic science.

### 3.7 Conclusion

Le contrôle par rayons X nécessite 2 éléments : une source et un détecteur. Une bonne connaissance de ces équipements permet de maximiser la qualité des images en termes de contraste et de niveau de bruit. La source de rayons X mobile produit un rayonnement polychromatique sur un large spectre d'énergie. Les photons avec de plus faibles énergies sont plus facilement atténués lors de leur passage à travers un objet. Dans cette configuration, la loi de Beer-lambert qui permet d'exprimer l'intensité du signal qui traverse un objet en fonction de l'intensité du faisceau incident, de l'épaisseur et de la nature de l'objet n'est plus valable. La calibration du système source-détecteur est donc nécessaire pour exploiter au mieux les radioscopies réalisées. Elle consiste à intercaler successivement entre la source et le détecteur des plaques d'une épaisseur connue et d'un même matériau. Les murs fabriqués dans cette étude sont en acier inoxydable et les courbes de calibration obtenues pour ce matériau permettent d'estimer une épaisseur en fonction du signal mesuré sur le détecteur.

Pour sélectionner la bonne plage de fonctionnement de la source (tension et intensité), plusieurs critères sont pris en compte :

- l'épaisseur et la nature des objets à traverser. En l'occurrence, il s'agit de 2 mm d'acier inoxydable et une tension comprise entre 60 et 80 kV permet de traverser cette épaisseur sans problème.
- le SNR qui rend compte de la proportion de bruit dans le signal mesuré.
- le CNR, obtenu avec l'IQI composé de fils de diamètre connu, qui correspond au ratio du contraste sur le niveau de bruit des radios.

C'est une tension de 70 kV et une intensité de 3 mA qui sont retenues pour réaliser les expériences. Ce couple de paramètres offre un bon compromis avec un SNR et un CNR suffisamment élevés tout en limitant les risques d'exposition aux rayons X pour les usagers.

En effet, toutes les expériences sur le procédé DED-LB se déroulent dans la cabine de fabrication additive. Il s'agit d'un lieu public (ouvert au personnel de l'INSA) et des consignes de sûreté relatives au rayonnement X doivent être mises en place. Des protections en plomb permettent d'atténuer le débit de dose du faisceau primaire de rayons X et de limiter le rayonnement de fuite.



L'étude de différentes pièces en acier inoxydable fabriquées sur le dispositif LASCOL permet de quantifier le flou des images et le type de défauts attendus (inhomogénéités dans l'épaisseur du cordon déposé, pores, inclusions).

Finalement, la réalisation d'essais *in-situ* permet de visualiser l'évolution de la forme de la couche déposée au cours de la fabrication. Toutefois, malgré la certitude de la présence d'un bain de fusion sur les radioscopies, aucune des méthodes d'analyse d'images utilisées (entropie, moment 11, gradient morphologique, seuillage d'Otsu et calcul de l'épaisseur) ne permet de l'identifier clairement. C'est la raison qui motive ce dernier chapitre du manuscrit, développer un outil d'intelligence artificielle qui permette de faciliter la détection du bain de fusion sur des images faiblement contrastées.

# Chapitre 4

## Détection du bain de fusion par intelligence artificielle

*Ce dernier chapitre poursuit l'analyse des radioscopies obtenues au chapitre précédent en ayant recours à l'intelligence artificielle. L'entraînement des auto-encoders nécessite de nombreuses données labellisées. Impossibles à récolter de manière expérimentale, ces dernières sont toutes simulées. Les auto-encoders ainsi entraînés sont ensuite utilisés sur les radioscopies expérimentales pour permettre l'identification du bain de fusion.*

### Sommaire

---

<b>4.1</b>	<b>Contexte et objectifs</b>	<b>108</b>
<b>4.2</b>	<b>Création du jeu de données</b>	<b>108</b>
4.2.1	Simulation thermique du bain fondu	109
4.2.2	Simulation d'une radioscopie du bain fondu	113
4.2.3	Traitement des images issues des simulations à l'aide de résultats expérimentaux	117
4.2.4	Analyse des composantes principales	119
4.2.5	Construction du jeu de données	121
<b>4.3</b>	<b>Choix de l'architecture</b>	<b>121</b>
4.3.1	Upsampling du jeu de données	127
<b>4.4</b>	<b>Identification du bain de fusion en cours de fabrication</b>	<b>129</b>
<b>4.5</b>	<b>Conclusion</b>	<b>132</b>

---

## 4.1 Contexte et objectifs

Dans le précédent chapitre, les premières images *in-situ* et *operando* ont été réalisées. Les résolutions spatiale ( $143 \times 143 \mu\text{m}$ ) et temporelle (1 image par couche de fabrication) du détecteur de rayons X sont bien en dessous des équipements qui ont été utilisés pour les études au synchrotron (section 1.4.7). Dans cette configuration, le traitement d'image classique (division de l'image au temps  $t$  par la suivante au temps  $t + 1$ ) n'est même pas envisageable et la détection des contours du bain fondu devient plus complexe. Le développement d'un outil d'intelligence artificielle a pour objectif de faciliter l'identification de la zone fondue. La création d'un réseau de neurones demande énormément de données pour l'entraîner à réaliser une tâche spécifique. En l'occurrence, il n'existe à ce jour aucune base de données d'images du bain de fusion en DED-LB, et en créer une soulève deux points bloquants : le très grand nombre d'images RX à réaliser (au moins plusieurs centaines) et l'identification manuelle du bain de fusion sur celles-ci. La simulation numérique du procédé de fabrication et des radioscopie permet de construire un jeu de données complet en s'affranchissant de ces deux contraintes.

Dans la première section de ce chapitre, tout le processus de création du jeu de données est détaillé : d'abord la simulation thermique du bain de fusion, le passage de la température à la densité pour permettre les simulations des radioscopie, et enfin l'enrichissement des résultats numériques avec des données expérimentales (figure 4.1).

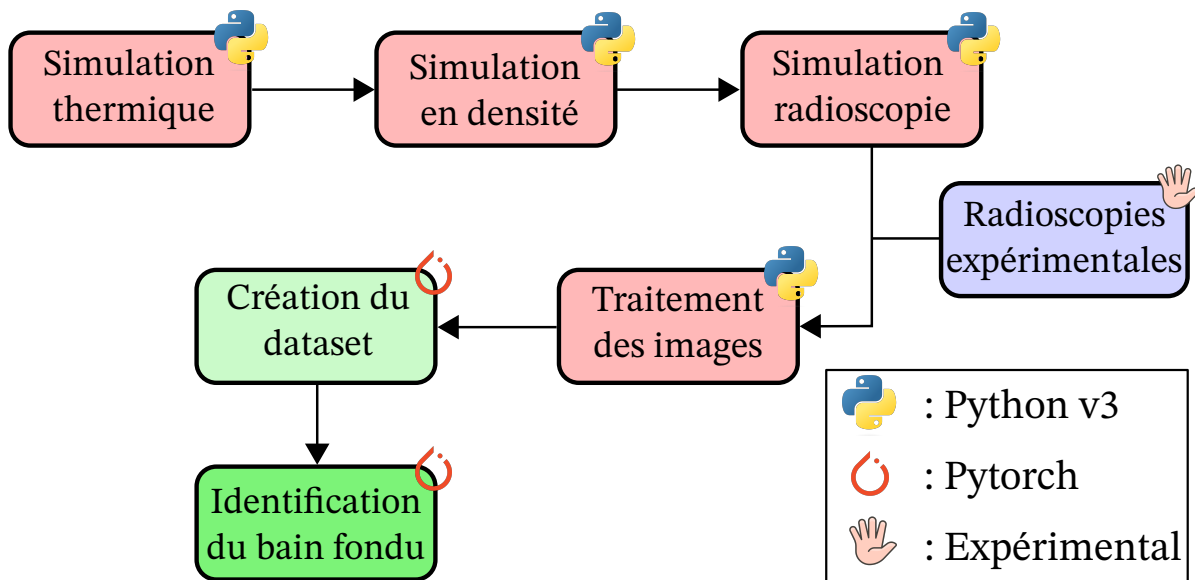


FIGURE 4.1: Logigramme complet du procédé global d'identification du bain de fusion sur les simulations des radioscopie X.

Ensuite les différentes architectures d'auto-encodeur sont comparées les unes aux autres, et leurs performances sont évaluées à la fois sur les images issues de simulation, et les images expérimentales.

## 4.2 Création du jeu de données

La création du jeu de données se découpe en 3 étapes principales :

1. la simulation thermique du bain de fusion,
2. la simulation des radioscopie,
3. un traitement numérique des images pour se rapprocher des résultats expérimentaux.

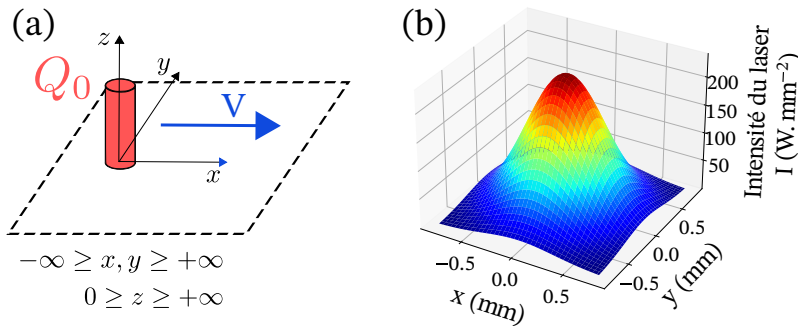
## 4.2.1 Simulation thermique du bain fondu

Il existe de nombreuses simulations du procédé DED-LB, plus ou moins complexes et à plus ou moins grande échelle (section 1.2.1). Ici, l'objectif est de pouvoir faire un nombre conséquent de simulations suffisamment différentes pour enrichir l'entraînement de l'auto-encodeur.

Pour réduire le temps de calcul, c'est un modèle analytique qui a été choisi ([FAT 06]), et pour faciliter la construction du jeu de données, ce modèle a été programmé en langage python ([VAN 09]). Cette simulation se construit en 2 étapes : la modélisation d'une source laser ponctuelle sur une surface plane, et la modélisation d'une source laser gaussienne sur une surface non plane.

### 4.2.1.1 Source laser ponctuelle mobile sur une surface plane

Dans cette simulation (figure 4.2 (a)), la source laser se déplace à une vitesse  $V$  ( $\text{m.s}^{-1}$ ) dans la direction  $\vec{x}$ .



**FIGURE 4.2:** (a) Source laser ponctuelle mobile sur un domaine semi-infini. (b) Source laser gaussienne.

Les hypothèses suivantes permettent d'obtenir une solution analytique pour la distribution de température dans le solide semi-infini :

- le matériau est homogène et isotrope,
- ses propriétés thermiques sont indépendantes de la température et constantes,
- les pertes de chaleurs liées à la convection sont négligées.

Dans ce cas, la température ( $T$ ) à la position  $(x, y, z)$  et au temps  $t$  s'écrit :

$$T(x, y, z, t) = \frac{q_0}{4\rho C_p (\pi\alpha)^{\frac{3}{2}}} \int_{\tau=0}^{\tau=t} \exp\left(-\frac{(x - (x_0 - V\tau))^2 + (y - y_0)^2 + (z - z_0)^2}{4\alpha\tau}\right) d\tau + T_0, \quad (4.1)$$

avec :

- $(x_0, y_0, z_0)$  les coordonnées initiales du laser,
- $V$  la vitesse d'avance du laser selon  $\vec{x}$  ( $V_y = V_z = 0$ ),
- $t$  la durée pendant laquelle le laser est allumé (de 0 à  $t$  secondes),
- $q_0$  la puissance apportée par la source de chaleur (W),
- $\alpha$  la diffusivité thermique, constante dans cette étude ( $\text{m}^2.\text{s}^{-1}$ ),
- $\rho$  la masse volumique du matériau, constante dans cette étude ( $\text{kg.m}^{-3}$ ),
- $C_p$  la capacité thermique spécifique, constante dans cette étude ( $\text{J.kg}^{-1}.\text{K}$ ).

En régime établi ( $t \rightarrow +\infty$ ), l'équation 4.1 devient :

$$T(x, y, z) = \frac{q_0}{2\pi k R} \exp\left(-\frac{V(R+x)}{2\alpha}\right) + T_0, \quad (4.2)$$

$$R = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2},$$

avec :

—  $k$  la conductivité thermique ( $\text{W.m.K}^{-1}$ ), telle que  $k = \rho C_p \alpha$ .

En réalité, la source laser n'est pas ponctuelle et son intensité suit une distribution gaussienne (figure 4.2 (b)) qui est modélisée par l'équation suivante :

$$I(r) = I_0 \exp\left(-\frac{r^2}{\sigma^2}\right), \quad (4.3)$$

où :

$$I_0 = \frac{\beta P_n}{\pi \sigma^2 \left[1 - \exp\left(-\frac{r_b^2}{\sigma^2}\right)\right]}, \quad (4.4)$$

avec :

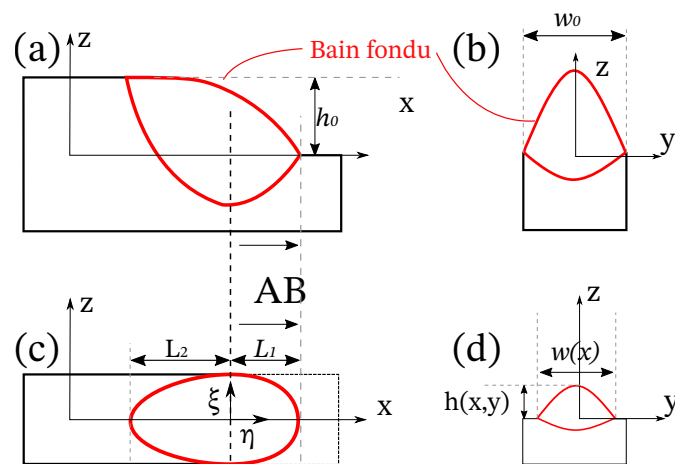
- $I_0$  l'intensité nominale ( $\text{W.m}^{-2}$ ),
- $r$  la distance radiale par rapport au centre de la source laser (m),
- $\sigma$  le rayon efficace de la source :  $\sigma = r_b / \sqrt{2}$ ,
- $r_b$  le rayon de la source laser (m),
- $\beta$  le facteur d'absorption du laser,
- $P_n$  la puissance du laser (W).

Sur une surface donnée  $A$ , la puissance  $q_0$  apportée par la source laser devient :

$$q_0 = \int_A I dA. \quad (4.5)$$

#### 4.2.1.2 Géométrie simplifiée du bain de fusion

En fabrication additive, la surface impactée par le laser n'est pas plane. La couche en cours de dépôt est légèrement surelevée par rapport aux précédents cordons. La géométrie des cordons est simplifiée pour encore une fois permettre le calcul analytique de la distribution de température dans la pièce (figure 4.3).



**FIGURE 4.3:** Schématisation de la géométrie du bain fondu : (a) en vue de côté, (b) en vue de face, (c) en vue de dessus et (d) en vue de tranche AB.

Sur ce modèle géométrique,  $h_0$  et  $w_0$  (figure 4.3 (a) et (b)), respectivement la hauteur et la largeur du cordon déposé (en m), sont les deux paramètres d'entrée. Le reste de la géométrie est approché par des équations paraboliques.

La hauteur de la zone fondue varie selon  $x$  et  $y$ . Sur la ligne centrale du mur, en  $y = 0$ , elle s'écrit :

$$\begin{aligned} h(x, 0) &= ax^2 + bx + c, \\ x &\in [-L_2; L_1], \text{ et } \{a, b, c\} \in \mathbb{R}, \end{aligned} \quad (4.6)$$

avec :

1.  $L_1$  la distance selon  $\vec{x}_{y=z=0}$  entre le centre de la source laser  $O$  (l'origine du repère mobile), et le point le plus éloigné en  $+\vec{x}$  de la zone fondue (figure 4.3 (c)),
2.  $L_2$  la distance selon  $\vec{x}_{y=z=0}$  entre le centre de la source laser  $O$  (l'origine du repère mobile), et le point le plus éloigné en  $-\vec{x}$  de la zone fondue (figure 4.3 (c)).

La hauteur du mur est maximale et constante en  $x = -L_2$  :  $h(-L_2, 0) = h_0$  et  $\frac{\partial h}{\partial x}(-L_2, 0) = 0$ . Et minimale en  $x = L_1$  ( $h(L_1, 0) = 0$ ). Ces trois conditions permettent de trouver  $a$ ,  $b$  et  $c$  :

$$\begin{cases} aL_1^2 + bL_1 + c = 0 \\ aL_2^2 - bL_2 + c = h_0 \\ -2aL_2 + b = 0 \end{cases} \iff \begin{cases} a = \frac{-h_0}{(L_1 + L_2)^2} \\ b = 2aL_2 \\ c = aL_2^2 \end{cases} \quad (4.7)$$

L'expression de la hauteur devient :

$$h(x, 0) = h_0 \left[ 1 - \frac{(x + L_2)^2}{(L_1 + L_2)^2} \right]. \quad (4.8)$$

De la même façon, la largeur du cordon ( $w(x)$ ) en  $z = 0$  peut s'exprimer de la façon suivante :

$$w(x)|_{z=0} = \begin{cases} w_0 \text{ si } x \leq 0, \\ w_0 \left( 1 - \frac{x^2}{(w_0/2)^2} \right)^{\frac{1}{2}} \text{ sinon,} \end{cases} \quad (4.9)$$

avec  $x \in [-L_2, L_1]$ .

Cette équation conditionne la valeur de  $L_1$  :  $L_1 < w_0/2$ .

Enfin, la hauteur de la zone de fusion selon  $\vec{y}$  en tout point  $x = k$  s'écrit :

$$\begin{aligned} h(x = k, y) &= dy^2 + ey + f, \quad \{k, d, e, f\} \in \mathbb{R}, \\ k &\in [-L_2; L_1] \text{ et } y \in \left[ -\frac{w(x)}{2}, +\frac{w(x)}{2} \right], \end{aligned} \quad (4.10)$$

avec comme conditions aux limites :

1. une hauteur minimale en  $y = -\frac{w(x=k)}{2}$ , telle que  $h(x = k, -\frac{w(x=k)}{2}) = 0$ ,
2. une hauteur maximale en  $y = 0$ ,  $h(x, 0)$  est connu (équation 4.8) et telle que  $\frac{\partial h}{\partial y}(x, y = 0) = 0$ .

D'où :

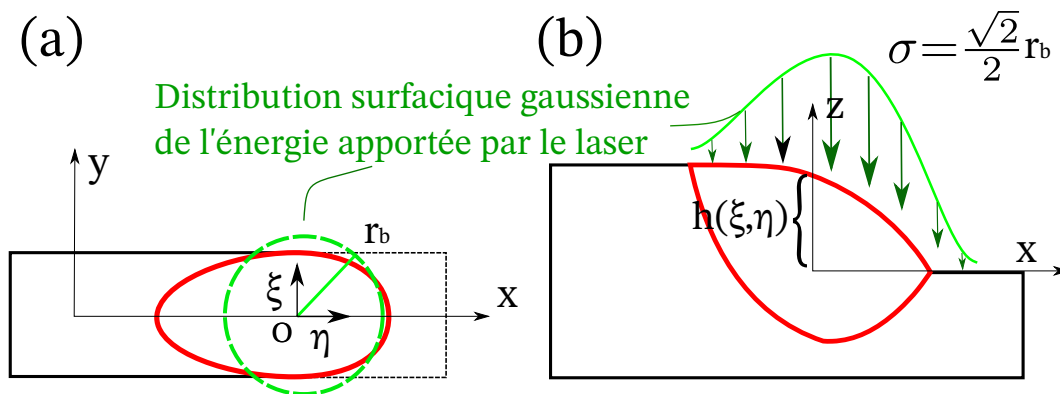
$$\begin{cases} d = -\frac{4c}{w(x)^2} \\ e = 0 \\ f = h(x)|_{y=0} \end{cases} \quad (4.11)$$

Finalement, la géométrie simplifiée de la zone de fusion en tout point  $x$  et  $y$  se résume à une unique équation :

$$h(x, y) = h(x, 0) \left[ 1 - \frac{4y^2}{w(x)^2} \right], \quad x \in [-L_2; L_1] \text{ et } y \in \left[ -\frac{w(x=k)}{2}, +\frac{w(x=k)}{2} \right], \quad (4.12)$$

### 4.2.1.3 Source laser gaussienne mobile sur une surface non plane

L'intensité de la source laser varie selon les plans  $(\vec{x}, \vec{y})$  et  $(\vec{x}, \vec{z})$  (figure 4.4).



**FIGURE 4.4:** Schématisation de la géométrie du bain fondu : (a) en vue de dessus et (b) en vue de côté avec en vert la forme du faisceau laser et en rouge la forme du bain de fusion.

La puissance du laser  $q_0$  se calcule telle que :

$$q_0 = \int_A I(r) dA = \int_{\xi=-r_b}^{\xi=r_b} \int_{\eta=0}^{\eta=r_b(1-\xi^2)} I(\sqrt{\xi^2 + \eta^2}) d\xi d\eta, \quad (4.13)$$

avec :

1.  $\xi$  et  $\eta$  les coordonnées du laser dans le repère mobile.
2.  $r = \sqrt{\xi^2 + \eta^2}$ .

L'expression de la température établie précédemment (équation 4.2) devient :

$$T(x, y, z) = \frac{I_0}{2\pi K} \times \int_{\xi=-r_b}^{\xi=r_b} \int_{\eta=0}^{\eta=r_b(1-\xi^2)} \frac{1}{R} \exp\left(-\frac{\xi^2 + \eta^2}{\sigma^2}\right) \times \exp\left(-\frac{V(R + (x - \xi))}{2\alpha}\right) d\eta d\xi, \quad (4.14)$$

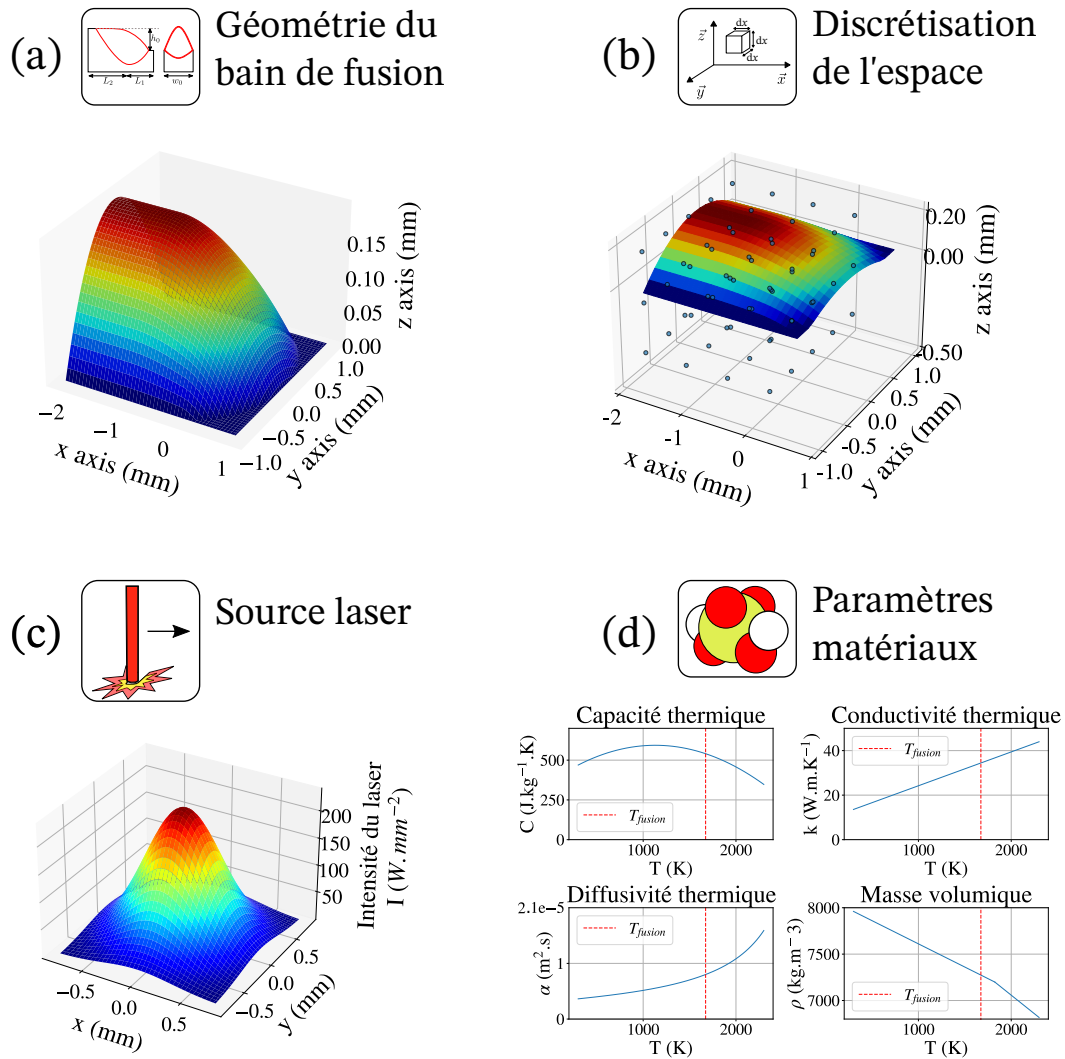
$$R = \sqrt{(x - \xi)^2 + (y - \eta)^2 + (z - h(\xi, \eta))^2}.$$

Grâce à ces résultats, le modèle complet développé sur Python est composé de 4 briques principales :

1. la modélisation de la géométrie de la zone fondue (figure 4.5 (a)), avec comme paramètres d'entrée sa hauteur ( $h_0$ ), sa largeur ( $w_0$ ) et la longueur de la zone fondue ( $L_1$  et  $L_2$ ),
2. la discrétisation de l'espace (figure 4.5 (b)), où on choisit le nombre de points de calcul et la taille du domaine considéré,
3. la paramétrisation de la source laser avec sa puissance, sa vitesse et son rayon (figure 4.5 (c)),
4. et le choix des paramètres matériaux (figure 4.5 (d)), qui sont constants dans la simulation ( $k = 20 \text{ W.m.K}^{-1}$ ,  $C = 500 \text{ J.kg}^{-1}.\text{K}$ ,  $\rho = 7800 \text{ kg.m}^{-3}$  et  $\alpha = \frac{k}{\rho C} \text{ m}^2.\text{s}$ ).

### 4.2.1.4 Résultats du modèle thermique

Pour avoir suffisamment de simulations avec des résultats pertinents pour l'entraînement de l'auto-encoder (*i.e.* assez proches des résultats expérimentaux), 162 simulations ont été lancées avec une puissance laser qui varie entre 100 et 950 W (par incrément de 50 W), et une vitesse d'avance entre 1 et 9  $\text{mm.s}^{-1}$  (par incrément de 1  $\text{mm.s}^{-1}$ ). La taille du domaine simulé est de  $2.5 \times 2.0 \times 1.0 \text{ mm}$  (longueur  $\times$  largeur  $\times$  hauteur), avec des voxels cubiques de  $0.05 \times 0.05 \text{ mm}$ . Chaque résultat de simulation correspond à la distribution de température en trois dimensions dans les 40 000 voxels du domaine.



**FIGURE 4.5:** (a) Géométrie du bain de fusion. (b) Discrétisation de l'espace. (c) Source laser gaussienne. (d) Paramètres matériaux.

Une comparaison directe entre les résultats expérimentaux et numériques n'a pas de sens puisque l'objectif premier de cette simulation n'est pas la précision en terme de température, mais plutôt d'offrir une variabilité des résultats en accord avec les observations physiques réalisées dans le second chapitre (section 2.5). Et effectivement, l'étude de la température surfacique de la zone fondue (de la couche supérieure de la simulation) permet d'observer deux choses :

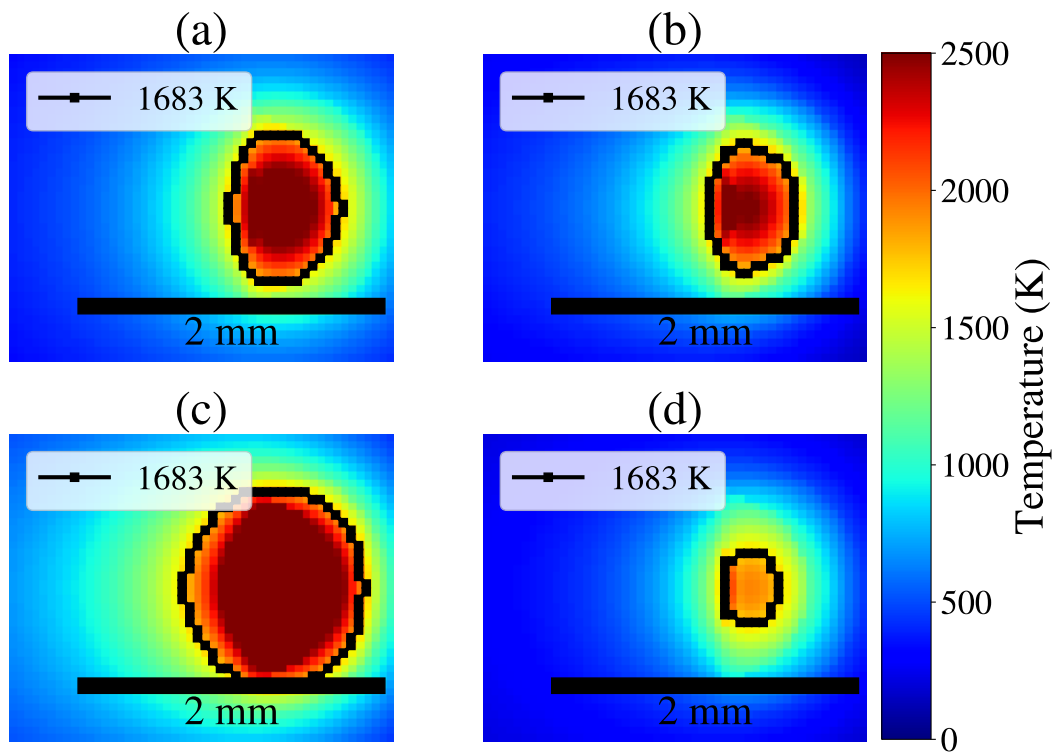
1. pour une puissance donnée, la surface du bain fondu diminue lorsque la vitesse du laser augmente (en comparant figure 4.6 (a) et figure 4.6 (b), ou figure 4.6 (c) et figure 4.6 (d)),
2. à une vitesse donnée, la surface du bain fondu augmente avec la puissance laser (en comparant figure 4.6 (a) et figure 4.6 (c), ou figure 4.6 (b) et figure 4.6 (d)).

Finalement, cette simulation thermique analytique permet donc de calculer rapidement la distribution de température dans le bain de fusion et permet d'étudier l'évolution de sa forme en fonction de la puissance et de la vitesse du laser.

## 4.2.2 Simulation d'une radioscopie du bain fondu

En imagerie par rayons X, la variation de signal observée sur les radioscopies vient de la variation des coefficients d'atténuation des matériaux traversés par les rayons X (section 1.4.2.3). Pour un





**FIGURE 4.6:** Vue de dessus de la distribution de température : (a)  $P_{laser} = 350 \text{ W}$ ,  $v_{laser} = 2 \text{ mm.s}^{-1}$ , (b)  $P_{laser} = 350 \text{ W}$ ,  $v_{laser} = 9 \text{ mm.s}^{-1}$ , (c)  $P_{laser} = 650 \text{ W}$ ,  $v_{laser} = 2 \text{ mm.s}^{-1}$ , (d)  $P_{laser} = 650 \text{ W}$ ,  $v_{laser} = 9 \text{ mm.s}^{-1}$ .

même matériau, ce coefficient varie selon sa densité. Pour pouvoir simuler une radioscopie d'un bain de fusion, il est nécessaire d'avoir une simulation qui représente la distribution de densité dans tout le matériau (solide et liquide). Pour l'acier inoxydable 316L, l'évolution de sa masse volumique en fonction de sa température a été mesurée expérimentalement dans les domaines solides ([MIL 04]) et liquide ([FUK 19]). Dans le domaine liquide, la masse volumique est mesurée en faisant léviter une goutte de métal liquide. Ces études montrent une discontinuité dans l'évolution de la densité en fonction de la température (figure 4.7).

Ces travaux permettent donc d'établir la relation bilinéaire suivante entre la masse volumique de l'acier inoxydable 316L et sa température :

$$\begin{aligned} \rho_{316L} &= 7951.6 - 0.5T, \text{ si } T < 1673K \\ &= 9683.5 - 1.5T, \text{ sinon.} \end{aligned} \quad (4.15)$$

A partir des résultats de la simulation thermique, cette relation permet de passer d'une distribution de la température à une distribution de la densité dans le matériau (de figure 4.8 (a) vers figure 4.8 (b)). Finalement, le bain de fusion est discrétisé en des milliers de voxels (de taille unitaire  $10 \times 10 \times 10 \mu\text{m}$ ) qui ont tous une densité différente (figure 4.8 (b)). Les dimensions du bain de fusion sont les suivantes : 2 mm de large, 2.5 mm de long et 1 mm de haut (soit 5000 voxels). Ce résultat est introduit dans un substrat à masse volumique constante pour obtenir l'objet final dont la radioscopie sera simulée (figure 4.8 (c)).

Le logiciel *Virtual X-ray Imaging* (VXI, [DUV 00]) permet de réaliser des radioscopies d'objets quelconques. Il permet de personnaliser tous les éléments de la simulation, de la source de rayons X au détecteur (figure 4.9 (a)). Les caractéristiques de la simulation sont résumées dans le tableau suivant (tableau 4.1). Pour permettre de simuler une radioscopie du bain de fusion, chaque voxel associé à sa densité est importé dans le logiciel. Le temps de calcul augmente exponentiellement en fonction du nombre de voxels, et c'est finalement ce critère qui limite la discrétisation du modèle thermique (*i.e.*

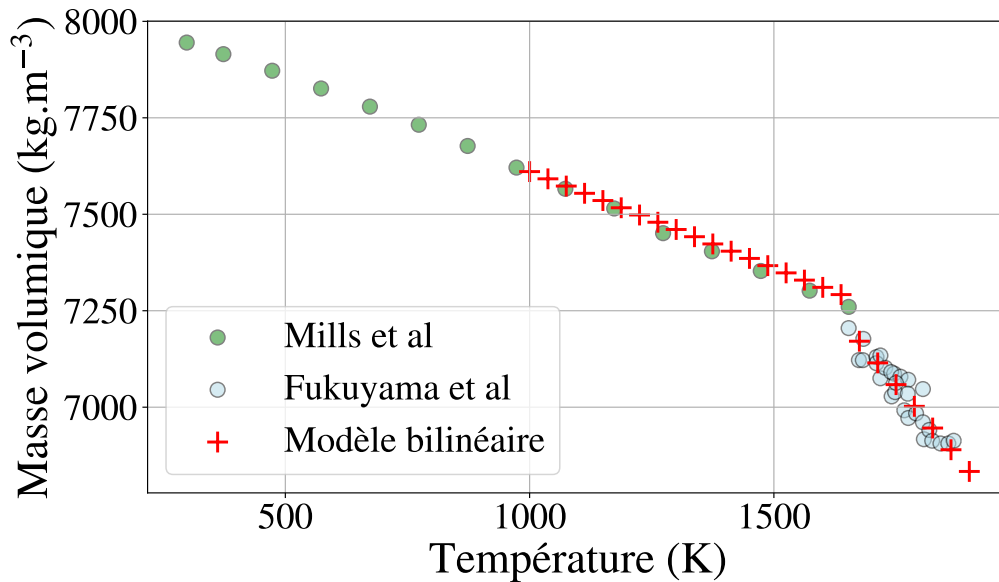


FIGURE 4.7: Evolution de la masse volumique de l'acier inoxydable 316L en fonction de la température.

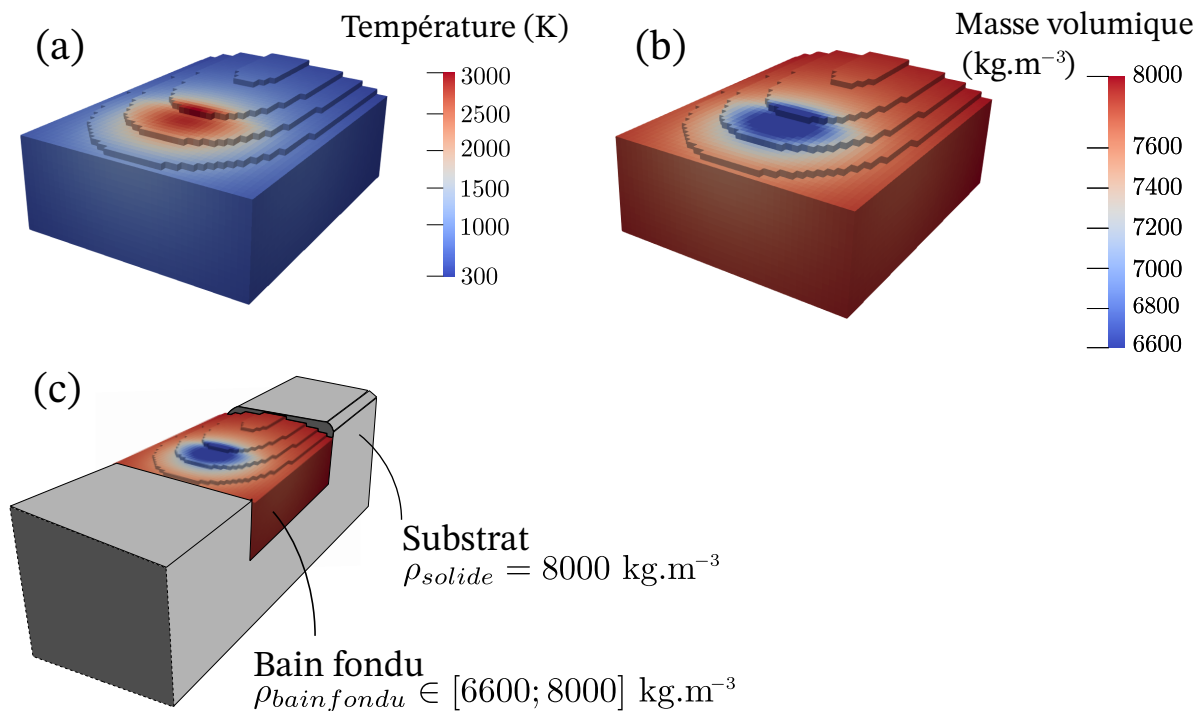


FIGURE 4.8: (a) Simulation de la température pour de l'acier 316L ( $P_{laser} = 350W$  et  $V_{laser} = 5 \text{ mm.s}^{-1}$ ). (b) Correspondance "température-masse volumique" pour l'acier 316L d'après le modèle bilinéaire (équation 4.15). (c) Représentation 3D complète du matériau avec la densité prédite.

même avec un modèle thermique très précis, il faudrait moyennner les résultats pour réduire le nombre d'éléments de la simulation radioscopique).

Le procédé de simulation utilisé dans VXI est complètement déterministe et le bruit est ajouté lors du post-traitement des images (section 4.2.3).

Caractéristiques de la source de rayons X	Valeur	Unité
Tension	70	kV
Intensité	3	mA
Distance de l'objet (dans l'axe du faisceau)	1000	mm
Caractéristiques du détecteur de rayons X	Valeur	Unité
Taille d'un pixel	0.143×0.143	mm
Nombre de pixels	260×260	\
Type de détecteur	Intégration	\
Matériau	Gadolinium oxysulfide (gadox)	\
Distance de l'objet (dans l'axe du faisceau)	500	mm
Composition du matériau (316L)	Densité	Pourcentage
Fer (Fe)	7.87	66.3
Chrome (Cr)	7.18	17.3
Nickel (Ni)	8.9	12
Molybdène (Mo)	10.2	2.23
Manganese (Mn)	7.2	1.61
Silicone (Si)	2.33	0.53
Boron (B)	2.34	0.016
Carbon (C)	2.25	0.015

TABLE 4.1: Caractéristiques de la simulation des radioscopies sur le logiciel VXI.

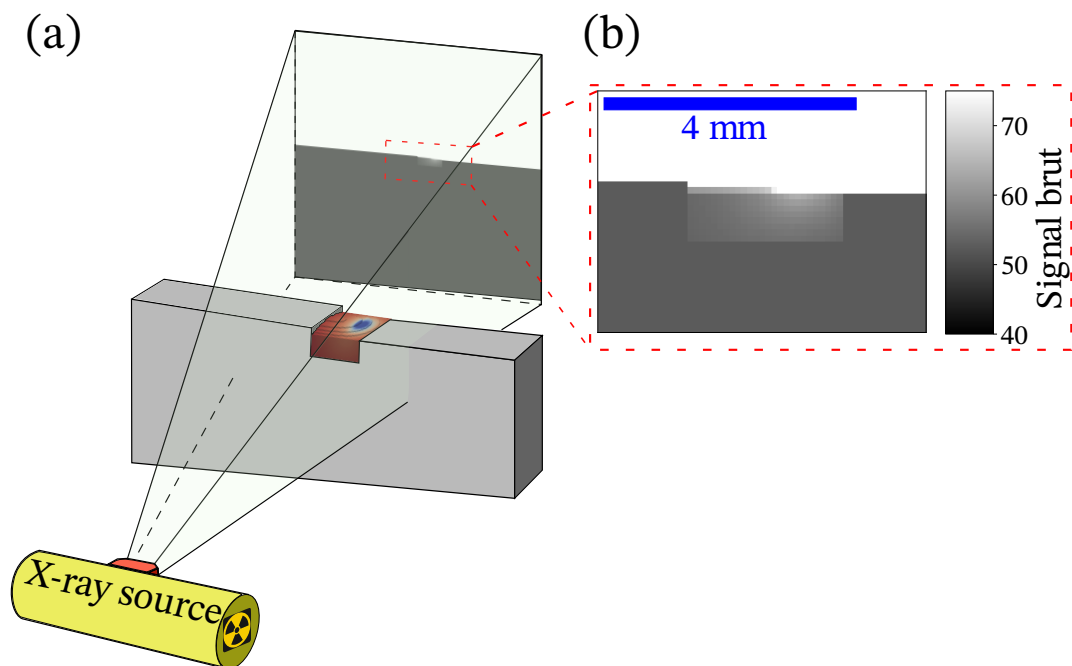


FIGURE 4.9: (a) Schéma de la scène. (b) Radioscopie obtenue.

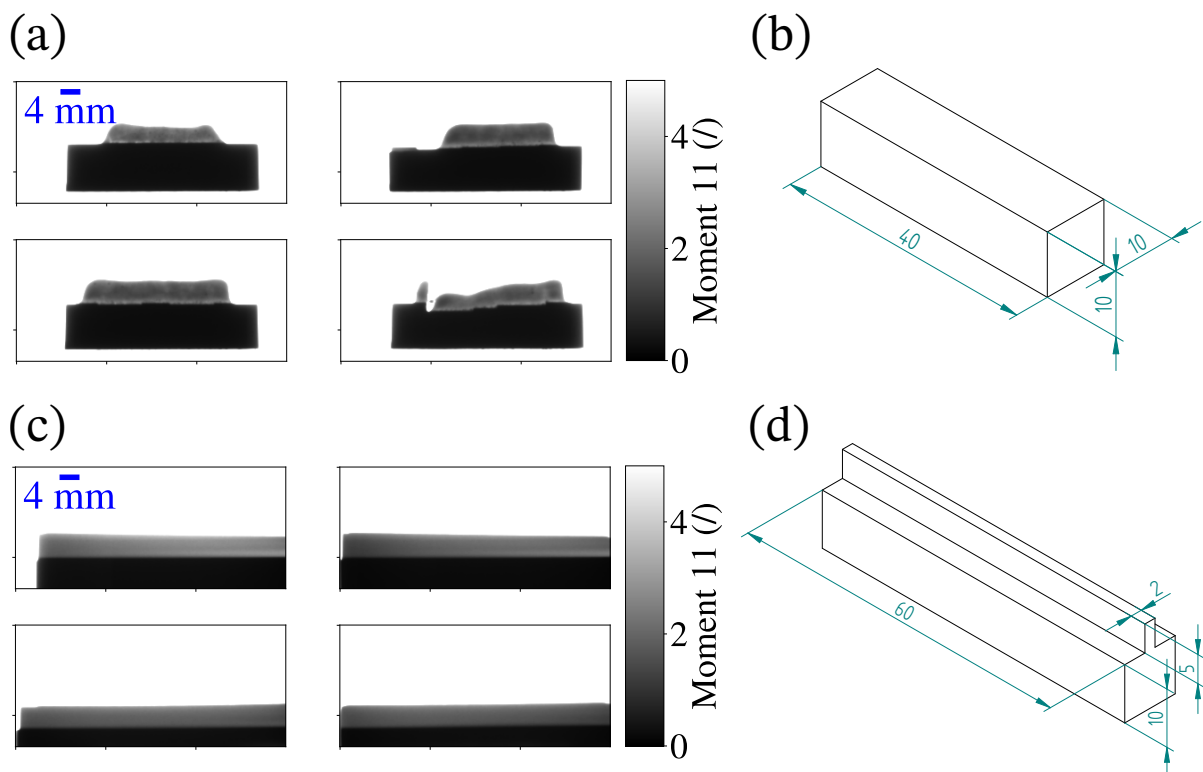
Sans ajout de bruit sur les résultats bruts, la zone de densité variable est identifiable à l'oeil nu (figure 4.9 (b)). Pour rappel, l'objectif des simulations est d'entraîner un auto-encodeur à repérer le bain fondu dans des radioscopies expérimentales. Pour que l'auto-encodeur soit performant, il faut que les données d'entraînement soient le plus proche possible des images réelles. Dans un premier temps, les simulations des radioscopies sont de dimension  $40 \times 80 \times 1$  pixels. Il s'agit de la même dimension que

les images réalisées avec le détecteur Thales (figure 3.21 (c)). Il n'est pas envisageable de simuler des images 100 fois plus résolues pour se rapprocher des images du détecteur Photonic Science puisque cela nécessiterait d'utiliser des voxels 10 fois plus petits, soit globalement 5 000 000 de voxels contre 5 000. D'un point de vue de la simulation, un tel calcul n'est pas réalisable, et le choix a été fait d'utiliser une méthode d'*upsampling* (1.5.5.2) pour augmenter artificiellement la dimension des images. Dans les prochaines sections, toutes les méthodes utilisées pour créer le jeu de données et l'architecture de l'auto-encodeur sont détaillées pour des images de dimensions  $40 \times 80 \times 1$  pixels. Les différences en terme d'entraînement du modèle et de temps de calcul sont détaillées dans l'avant-dernière section (section 4.3.1).

### 4.2.3 Traitement des images issues des simulations à l'aide de résultats expérimentaux

La prochaine étape de la simulation consiste à utiliser des résultats expérimentaux pour ajouter un bruit et un flou réaliste sur les images issues des simulations.

Dans le cadre de 2 campagnes expérimentales sur le procédé DED-LB (et sur le dispositif LASCOL), 23 murs en acier inoxydable 316L ont été fabriqués. Pour les premiers murs (figure 4.10 (a)), 20 couches d'acier inoxydable 316L ont été déposées sur un substrat rectangulaire en acier S235 (figure 4.10 (b)). Les paramètres de fabrication (puissance et vitesse du laser varient entre les expériences, d'où les différentes formes et épaisseurs des pièces). Pour les seconds murs (figure 4.10 (c)), une seule couche d'acier inoxydable 316L a été déposée sur un substrat en acier inoxydable 316L également. Le substrat a été usiné au préalable afin de réduire la surface de dépôt et de s'approcher des conditions réelles de fabrication de mur (moins de conduction dans le substrat et donc une zone fondue plus importante, figure 4.10 (d)).

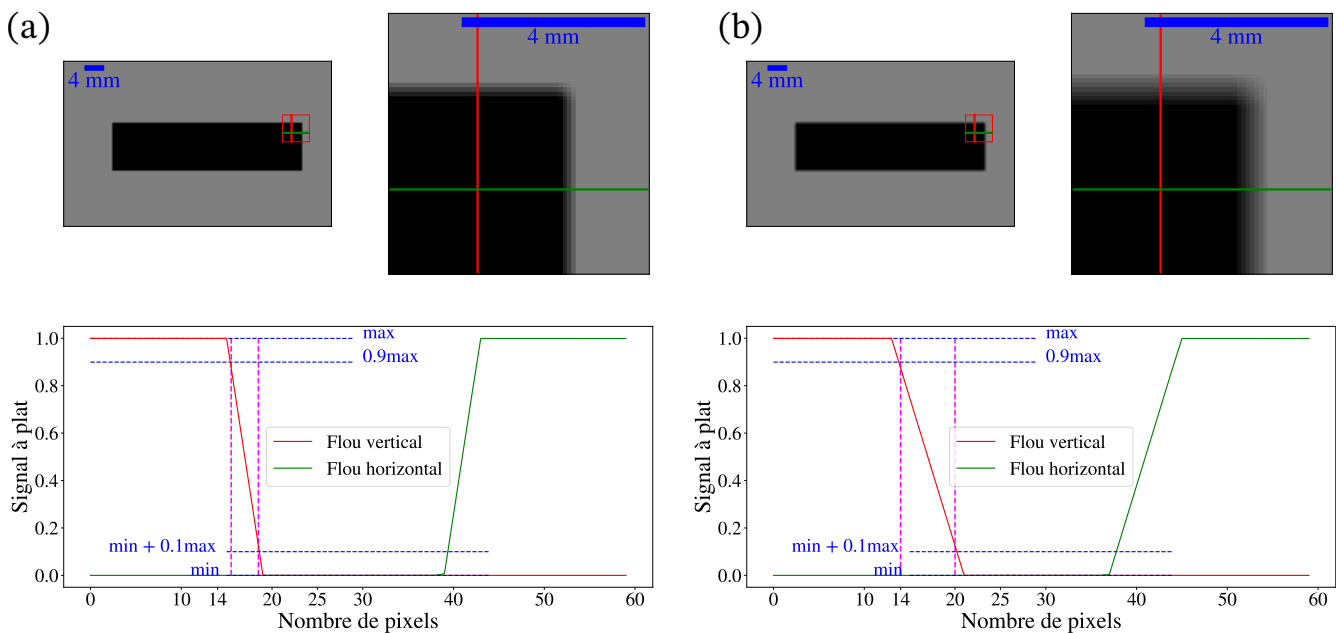


**FIGURE 4.10:** Radioscopies expérimentales réalisées à 70 kV avec le détecteur Thales : (a) murs en 20 couches, (b) substrat correspondant aux murs (a), (c) murs mono-couche et (d) substrat correspondant aux murs (c).

Sur les murs, le signal moyen à plat vaut 1 ( $S_{exp} = 1$ ) et le bruit moyen ( $\sigma_{exp}$ ) vaut en moyenne 6% du signal. Grâce à deux procédés de traitement d'images successifs, le bruit et le flou sont ajoutés sur les simulations des radioscopies. Le bruit suit une loi de Poisson de paramètre  $\lambda$  (notée  $P(\lambda)$ ) telle que la première transformation consiste à ajuster la valeur du signal, pixel par pixel (figure 4.12 (b)) :

$$S_{bruit}(i, j) = S_{exp}(i, j) \times \left(0.94 + \frac{P(6)}{100}\right) \quad (4.16)$$

Le flou expérimental est égal à 5 pixels (section 3.4.0.3). Pour le simuler numériquement, un filtre de convolution est appliqué sur toute l'image.



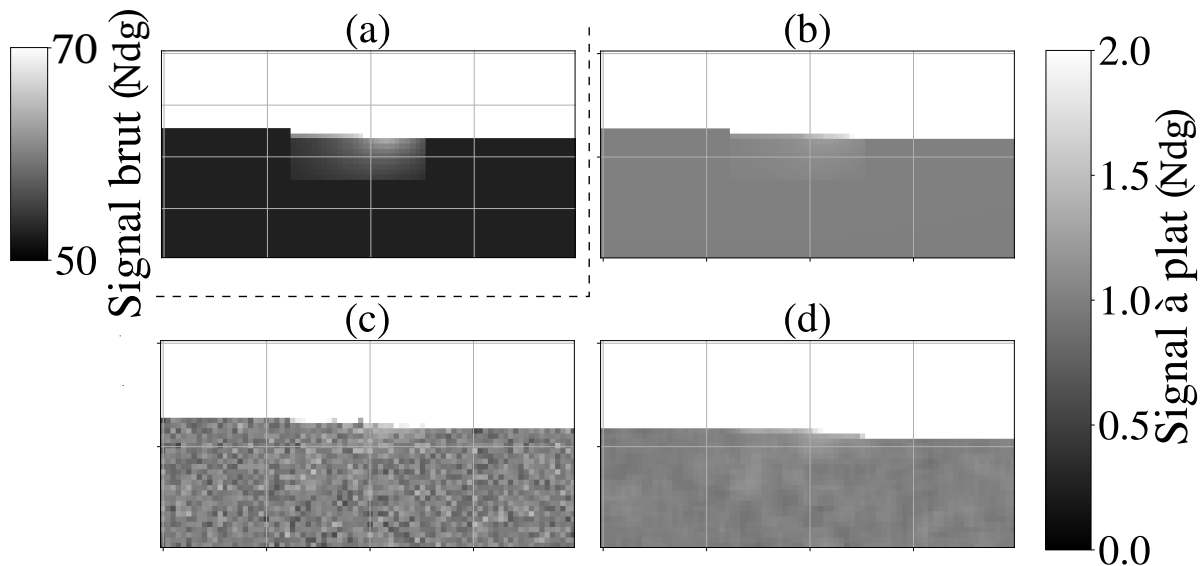
**FIGURE 4.11:** Etude du flou sur les simulations des radioscopies : (a) avec  $k_{convolution} = 3$  et (b) avec  $k_{convolution} = 5$ .

La taille du filtre ( $k_{convolution}$ ) permet de varier l'intensité du flou (figure 4.11). Plus  $k_{convolution}$  augmente, plus le nombre de pixels pour passer du niveau de signal maximal au niveau de signal minimal augmente. Lorsque le filtre de convolution est de taille  $(5 \times 5)$  (figure 4.11 (b)), le flou est de 6 pixels (contre 5 pour les résultats expérimentaux), c'est cette taille de filtre qui est choisie pour le traitement des résultats numériques :

$$S_{flou} = S_{bruit} \circledast \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (4.17)$$

Finalement, le traitement numérique des radioscopies se déroule en 3 étapes :

1. l'image originale non bruitée (figure 4.12 (a)) est mise à plat avec la radioscopie d'une plaque d'acier inoxydable de 2 mm (de cette manière le signal a une valeur moyenne proche de 1 dans le matériau, figure 4.12 (b)),
2. le bruit est ajouté selon une loi de Poisson  $P(\lambda = 6)$  (figure 4.12 (c)) ,
3. le filtre de convolution de taille  $k = 5$  permet d'ajouter le flou (figure 4.12 (d)).



**FIGURE 4.12:** (a) Image originale. (b) Image mise à plat. (c) Ajout du bruit selon une loi de poisson  $P(\lambda = 6)$ . (d) Ajout du flou.

#### 4.2.4 Analyse des composantes principales

En comparant les radioscopies expérimentales rognées et sans bain fondu avec les simulations numériques (figure 4.13), les deux images semblent assez proches visuellement et quantitativement avec un SNR (section 3.4.0.1) du même ordre de grandeur.

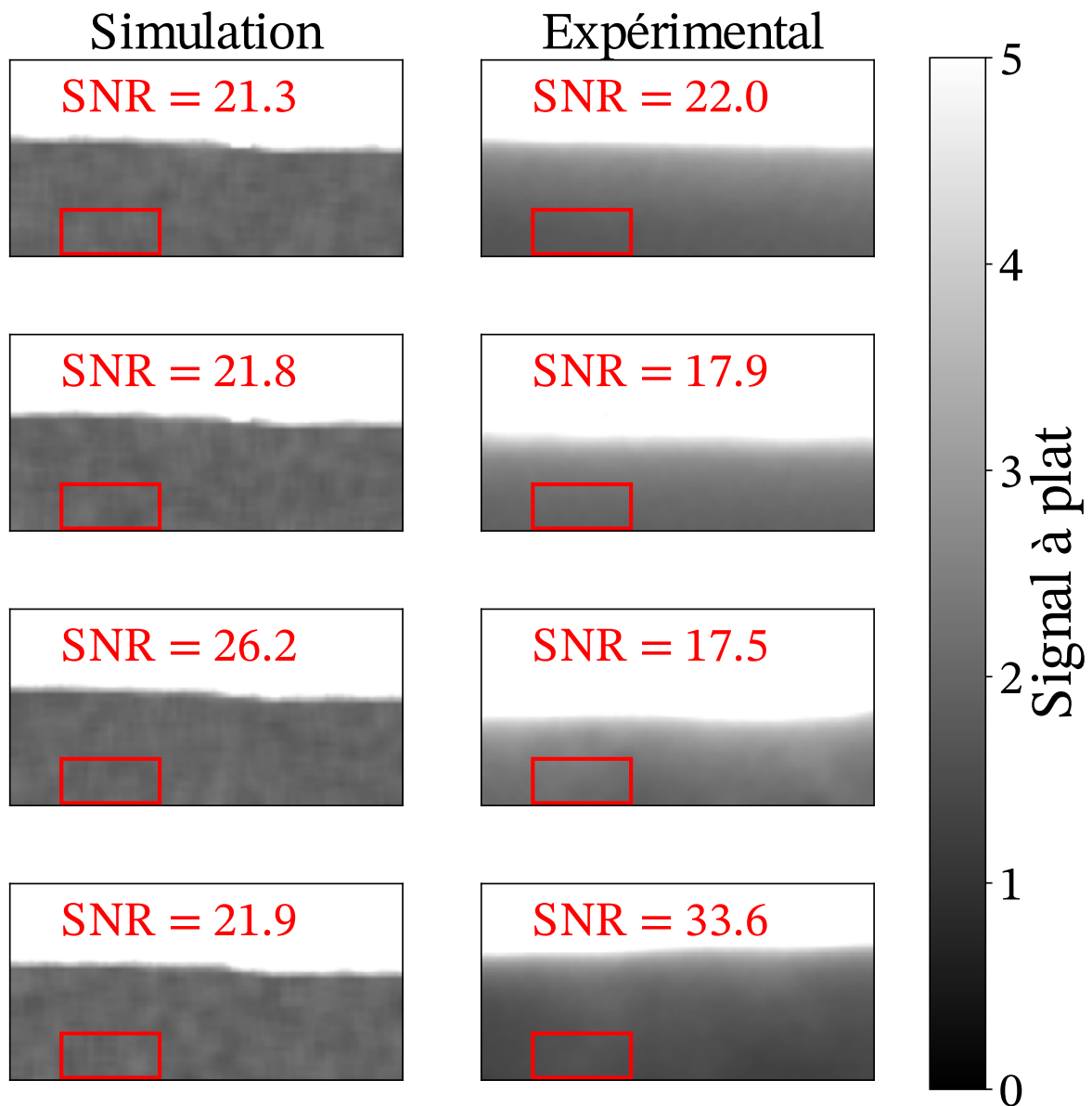
Cependant, les algorithmes d'intelligence artificielle ne comparent pas les données "visuellement". La décomposition en composantes principales des images numériques et expérimentales permet de vérifier si elles sont bien similaires les unes par rapport aux autres au sens statistique.

L'analyse de composantes principales (PCA pour *Principal Component Analysis* en anglais) est une méthode statistique utilisée pour simplifier la représentation d'un ensemble de données complexes. En analyse d'image, elle permet de réduire la dimensionnalité des données d'entrées tout en conservant les informations les plus représentatives du jeu de données. La PCA se décompose en plusieurs étapes :

1. Transformation des images : chaque image est convertie en un vecteur où chaque élément correspond à un pixel.
2. Centrage des données : la moyenne de chaque vecteur est soustraite à chacun de ses pixels.
3. Matrice de covariance : la matrice de covariance est calculée entre tous les vecteurs centrés. Il s'agit de quantifier comment l'intensité des pixels varie entre chaque image.
4. Calcul des vecteurs propres : la diagonalisation de la matrice de covariance permet de calculer les vecteurs propres et les valeurs propres. Les vecteurs propres correspondent aux directions dans lesquelles l'intensité des pixels varie le plus, et les valeurs propres classent chaque direction selon leur importance.
5. Sélection des composantes principales : il s'agit des vecteurs propres associés aux plus grandes valeurs propres.
6. Projection des images dans l'espace : chaque image est projetée dans le nouvel espace composé des vecteurs propres sélectionnés à l'étape précédente.

Cette méthode permet de visualiser facilement quelles sont les zones critiques d'une image, celles qui subissent les variations les plus significatives.

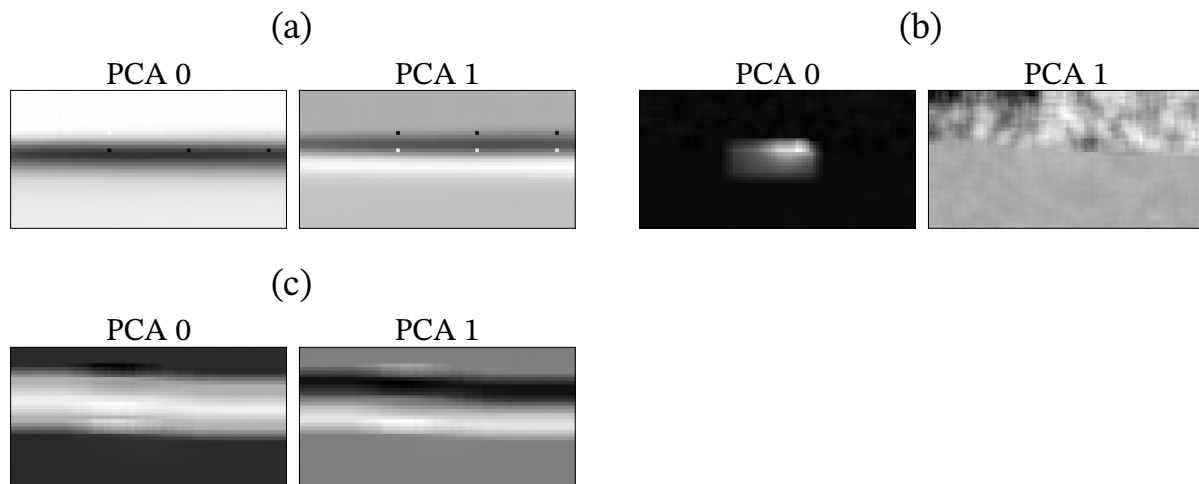
Une PCA a été réalisée sur toutes les images expérimentales rognées aux bonnes dimensions (figure 4.14 (a)), et toutes les images de simulations (figure 4.14 (b)) pour récupérer les deux composantes



**FIGURE 4.13:** Comparaison visuelle des données expérimentales avec les simulations avec le SNR de la zone est encadré en rouge.

principales qui représentent 90% des variations du jeu de données.

Pour les images expérimentales, les zones les plus cruciales sont l'interface entre le mur en acier inoxydable et l'air (figure 4.14 (a)). Dans les deux images, les niveaux de gris varient au niveau de cet interface. En revanche, pour les simulations (figure 4.14 (b)), la composante principale numéro 1 est la zone centrale de l'image, qui correspond à l'emplacement du bain de fusion. En fait, sur les simulations, le bain de fusion est toujours centré sur l'image, quelles que soient ses dimensions. Cela introduit un biais dans le jeu de données qui n'est pas représentatif de la réalité expérimentale. Un offset vertical et horizontal est rajouté sur chaque image de la simulation, ce qui permet à la fois d'augmenter le jeu de données en passant de 162 radioscopie à 4050, et de modifier les composantes principales (figure 4.14 (c)). Dans ce dernier cas de figure, c'est bien la zone de transition entre le mur et l'air qui est la plus importante (comme pour les images expérimentales).



**FIGURE 4.14:** Composantes principales 1 et 2 de : (a) des images expérimentales, (b) des simulations numériques avant l'ajout de l'offset et (c) des simulations numériques après l'ajout de l'offset.

### 4.2.5 Construction du jeu de données

En apprentissage supervisé, un jeu de données doit être composé d'une valeur d'entrée (généralement notée  $X$ ) et d'une valeur cible (notée  $Y$ ). L'objectif est d'apprendre à un réseau de neurones comment passer de  $X$  à  $Y$ . Dans le cadre de cette étude,  $X$  correspond aux simulations des radioscopies bruitées avec offset, et il faut leur associer une image cible. L'objectif de l'auto-encodeur étant d'identifier la position et la forme du bain fondu, les cibles sont des images binaires du bain de fusion (où la valeur 1 indique que le pixel appartient au bain de fusion, et 0 qu'il n'y appartient pas).

Les images binaires sont construites à partir des résultats de la simulation thermique de la zone fondue (figure 4.15 (a)). Comme le laser est centré, les dimensions maximales de la zone de fusion sont atteintes au centre de la géométrie ( $y = 0$ ). Tous les pixels où la température est supérieure à la température de fusion de l'acier inoxydable ( $T > 1673$  K) sont considérés comme liquides (figure 4.15 (b)). La résolution des simulations thermiques est plus fine que celle des radioscopies (qui est limitée par la taille des pixels du détecteur). La dimension du résultat obtenu est ajustée à la dimension des radioscopies (figure 4.15 (c) puis (d)).

Le jeu de données contient donc 4050 paires d'images, dont l'une est la simulation de la radioscopie du bain de fusion et l'autre la binarisation de la zone fondue correspondante (figure 4.16). Certaines images ne contiennent pas de bain fondu, par exemple lorsque les paramètres du laser ne permettent pas de fondre l'acier (puissance trop faible et/ou vitesse trop rapide). La proportion d'images sans bain de fusion est de 15%.

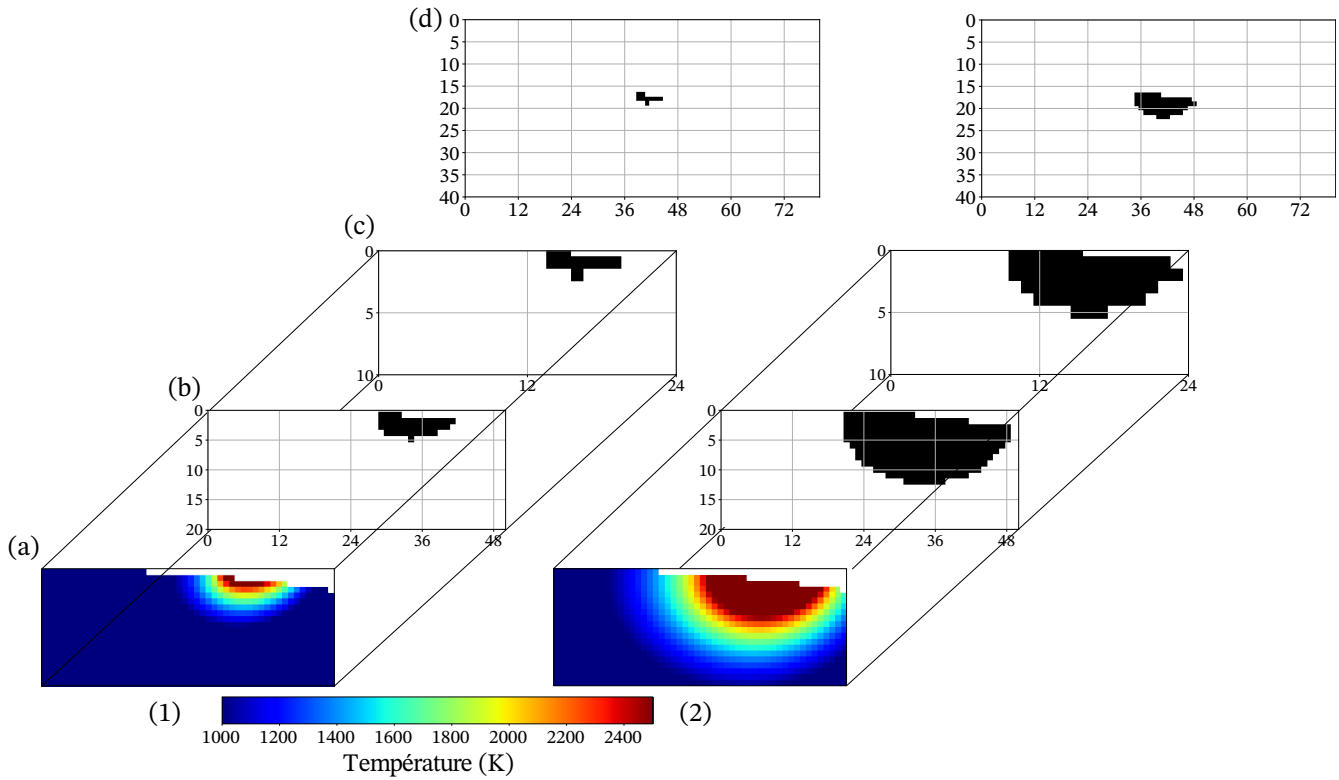
## 4.3 Choix de l'architecture

L'architecture et la complexité d'un auto-encodeur dépendent beaucoup des données qu'il doit traiter. Les dimensions des images sont écrites au format  $c \times h \times l$  avec :

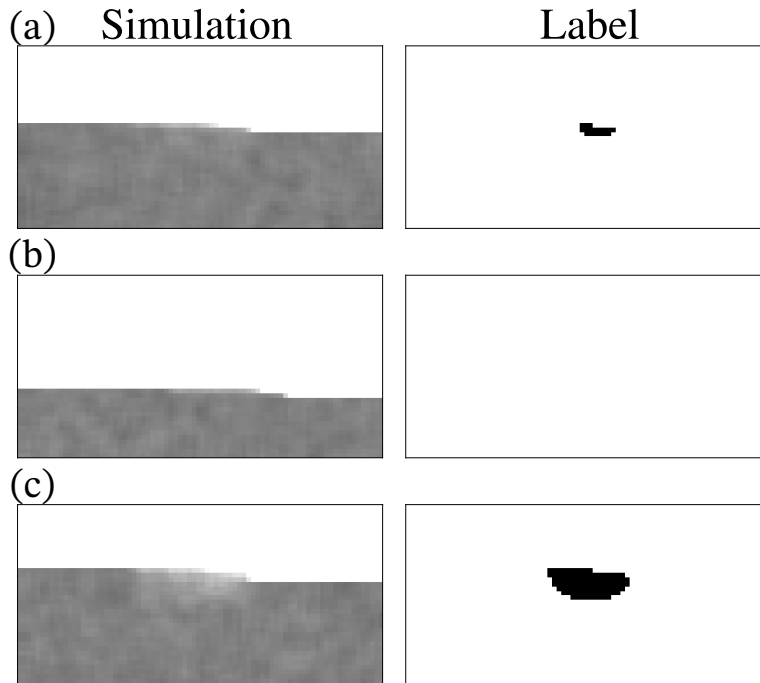
1.  $c$  le nombre de canaux dans l'image ( $c = 1$  pour les radioscopies et  $c = 3$  pour les images RGB),
2.  $h$  le nombre de pixels verticaux,
3.  $l$  le nombre de pixels horizontaux.

Généralement, plus les dimensions des images d'entrées sont grandes, plus l'architecture des réseaux de neurones est complexe (*i.e.* plus il y a d'opérations sur les données entre l'entrée et la sortie du





**FIGURE 4.15:** Processus de binarisation des images : (1)  $P_{laser} = 350 \text{ W}$  et  $V_{laser} = 5 \text{ mm}^{-1}$ . (2)  $P_{laser} = 650 \text{ W}$  et  $V_{laser} = 1 \text{ mm}^{-1}$ . (a) Résultat des simulations thermiques (en  $y = 0$ ). (b) Identification de la zone fondue ( $T > 1673 \text{ K}$ ). (c) Ajustement des dimensions de l'image pour correspondre aux caractéristiques du détecteur de rayons X. (d) Ajustement des dimensions de l'image ( $40 \times 80 \text{ px}$ )



**FIGURE 4.16:** Paires d'images du dataset : (a) avec un petit bain de fusion, (b) sans bain de fusion avec un offset et (c) avec un gros bain de fusion et un offset.

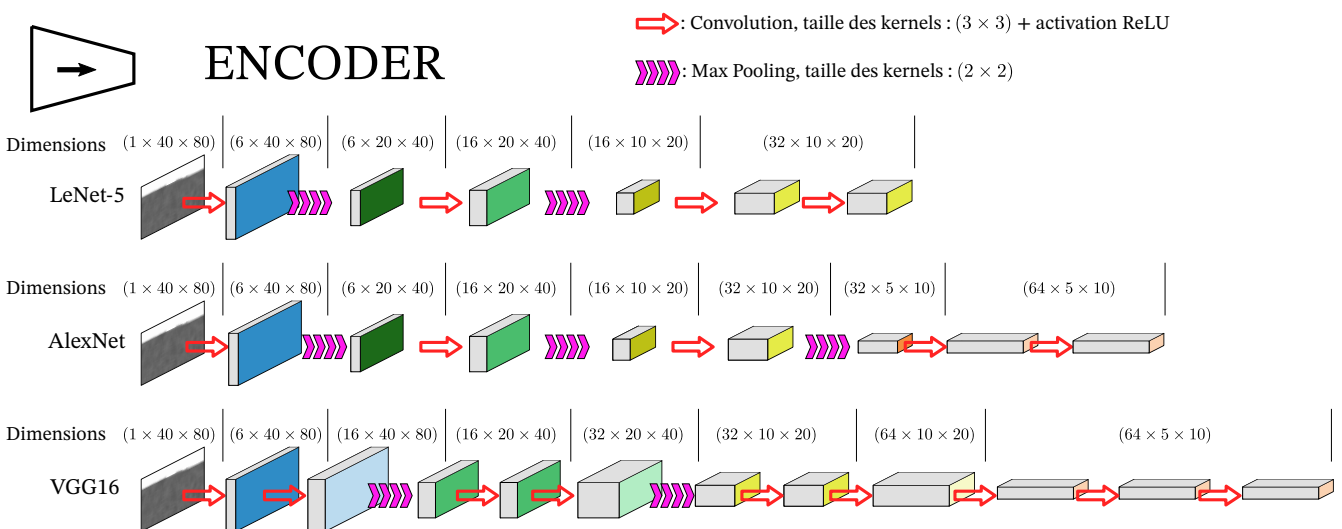
modèle). Dans cette étude, les images sont de très faibles dimensions ( $1 \times 40 \times 80$ ), et 3 architectures différentes sont testées, inspirées de 3 réseaux de neurones convolutifs :

1. **LeNet-5** : il s'agit d'un CNN proposé par Yann LeCun et al. en 1988 ([LEC 98]) pour reconnaître des images de chiffres manuscrits de dimensions  $1 \times 28 \times 28$ . Ce modèle contient 62 000 paramètres à apprendre.
2. **AlexNet** : cette architecture de CNN a été proposée par Alex Krizhevsky et al. en 2012 lors d'un concours de reconnaissance d'images ([KRI 12]). Il permet de traiter des images en couleur et beaucoup plus grandes ( $3 \times 224 \times 224$ ). Ce modèle contient 60 millions de paramètres à apprendre.
3. **VGG16** : il s'agit d'un CNN beaucoup plus profond que les deux précédents (*i.e.* avec beaucoup d'opérations de convolutions) et proposé par Karen Simonyan et Andrew Zisserman au même concours que pour AlexNet, mais deux ans plus tard en 2014. Il permet également de traiter des images en couleur ( $3 \times 224 \times 224$ ), et il contient 138 millions de paramètres à apprendre.

Il s'agit de trois réseaux de neurones, qui composent la première moitié de l'auto-encodeur, l'*encoder* (figure 4.17). L'encodeur prend une image bruitée (de dimensions  $1 \times 40 \times 80$ ) en entrée et va lui appliquer plusieurs transformations :

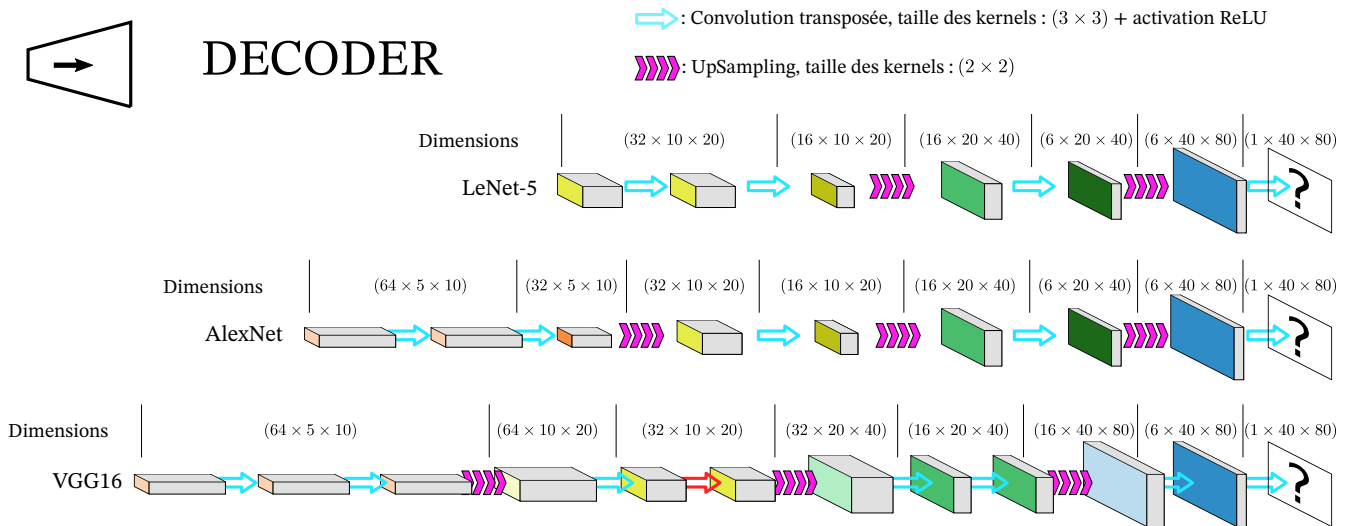
1. des convolutions, représentées par les flèches rouges sur le schéma, qui permettent d'augmenter la dimension  $c$  des images (section 1.5.3.1), chaque dimension correspondant à une caractéristique extraite par la convolution correspondante.
2. après chaque convolution, la fonction ReLU permet d'introduire de la non-linéarité dans le réseau de neurones (section 1.5.4),
3. des opérations de *maxpooling* représentées par les 4 flèches roses sur le schéma, qui permettent de réduire les dimensions  $h$  et  $l$  des images (section 1.5.3.2).

A la fin de l'encodage d'une image, la donnée obtenue est une représentation des caractéristiques de cette image dans un espace latent.



**FIGURE 4.17:** Architecture des 3 encodeurs inspirés de LeNet-5, AlexNet et VGG16.

Les autres moitiés, les *decoders*, sont composées des opérations inverses qui permettent de reconstituer des images avec les mêmes dimensions que les images d'entrées (figure 4.18) : des convolutions transposées (section 1.5.5.1) également suivies de la fonction ReLU et des couches d'upsampling (section 1.5.5.2). L'un dans l'autre, ces deux réseaux de neurones fonctionnent comme un outil de compression d'image. L'auto-encodeur compresses l'image d'entrée en réduisant sa dimension tandis que le decoder permet de la décompresser.



**FIGURE 4.18:** Architecture des 3 decoders inspirés de LeNet-5, AlexNet et VGG16.

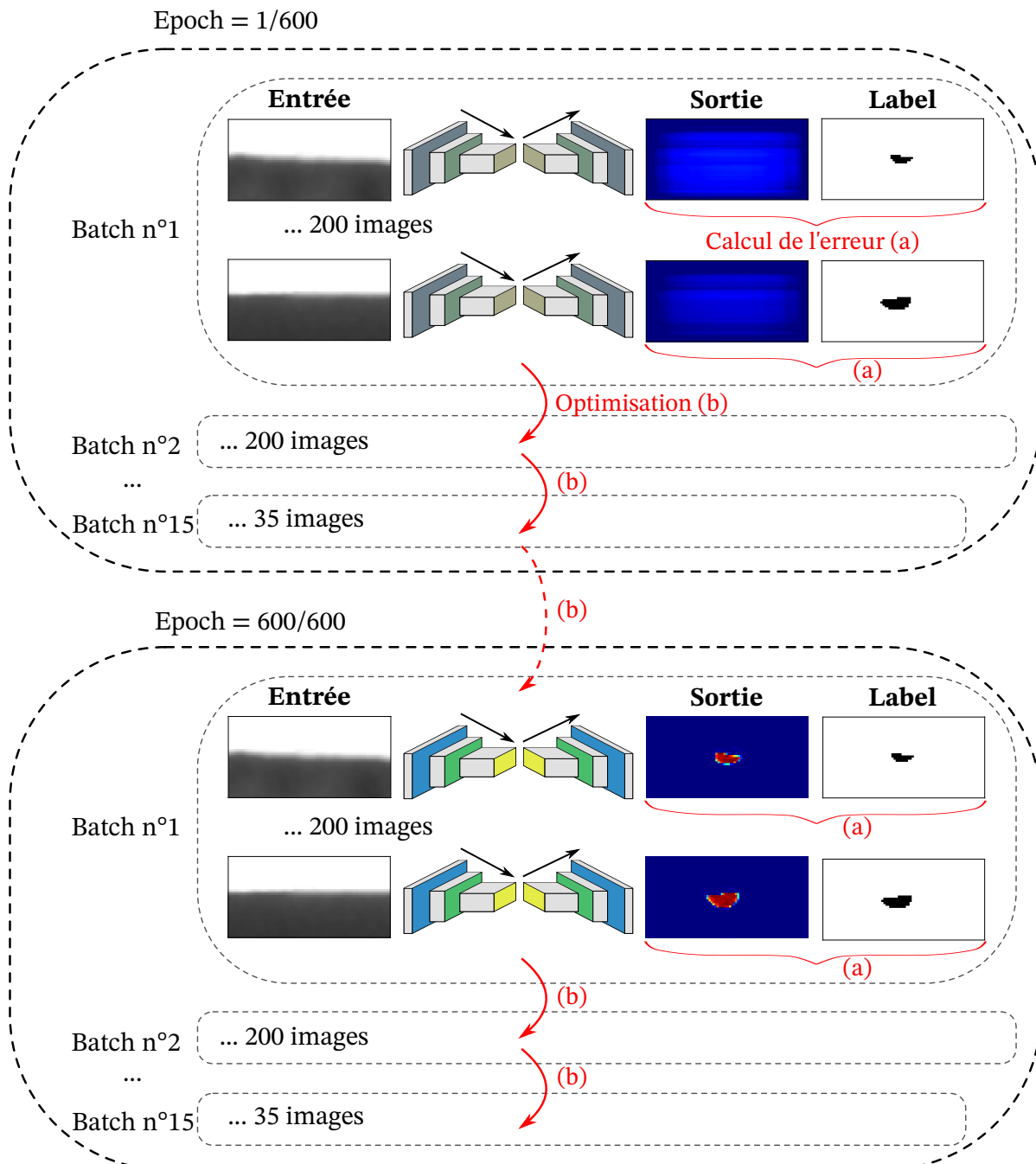
L'optimisation des coefficients d'un auto-encodeur (et d'un réseau de neurones en général) consiste en deux phases : l'entraînement et la validation. 70% des images du jeu de données sont utilisées pour la première, et les 30% restant pour la seconde. Le fait de ne pas utiliser les mêmes données pour l'entraînement et la validation permet de voir si le modèle se généralise bien sur de nouvelles images, qu'il n'a jamais vues.

On distingue donc 2 erreurs, l'erreur d'optimisation (sur le jeu de données pour l'entraînement), et l'erreur de généralisation (sur le jeu de données pour la validation). Un auto-encodeur est dit "performant" s'il a à la fois une erreur d'optimisation et une erreur de généralisation faibles.

Les 3 architectures sont comparées les unes aux autres pour deux fonctions pertes différentes (Huber et MSE, section 1.5.5.3) et deux tailles de batch (50 et 200, section 1.5.2). Les deux erreurs choisies comparent deux images (la sortie de l'auto-encodeur et le label associé) pixel à pixel. Les labels sont des images binaires avec une forte majorité de 0, d'où la valeur des erreurs extrêmement faible dans ce problème. Lors d'une epoch, les 2835 images du jeu de données pour l'entraînement, réparties par batchs de 50 ou 200 images, sont passées dans l'auto-encodeur. L'erreur est calculée après le passage de chaque image dans l'auto-encodeur (figure 4.19 (a)), mais ses coefficients ne sont mis à jour qu'après chaque itération (figure 4.19 (b)). Avec 2835 images dans le jeu de données pour l'entraînement et des batchs de 200 images, il faut 14 batchs pleins et un 15<sup>ème</sup> avec 35 images pour prendre en compte 100% des images.

L'étude de l'évolution des erreurs en fonction du nombre d'epochs permet de comparer les auto-encodeurs entre eux (figure 4.20) :

1. les erreurs d'optimisation des trois modèles atteignent très rapidement des seuils très bas ( $< 0.001$ ).
2. Avec des batchs plus petits, l'erreur d'optimisation converge plus rapidement vers des minima, quelle que soit l'architecture considérée.
3. L'erreur d'optimisation n'est pas strictement monotone, elle atteint une valeur minimale, puis soit se stabilise autour de celle-ci, soit réaugmente avec le nombre d'epochs. Dans ce dernier cas, il s'agit d'*over-fitting*, et il est plus intéressant d'arrêter l'optimisation du modèle après l'epoch "critique" où le minima est atteint.
4. Quelle que soit la configuration étudiée, l'erreur de Huber permet d'atteindre à la fois une erreur d'optimisation et une erreur de généralisation plus faibles. En réalité ce résultat est un peu trompeur puisque par défaut, le coefficient  $\delta$  de cette erreur est fixé à 1 (équation 1.32). Etant donné

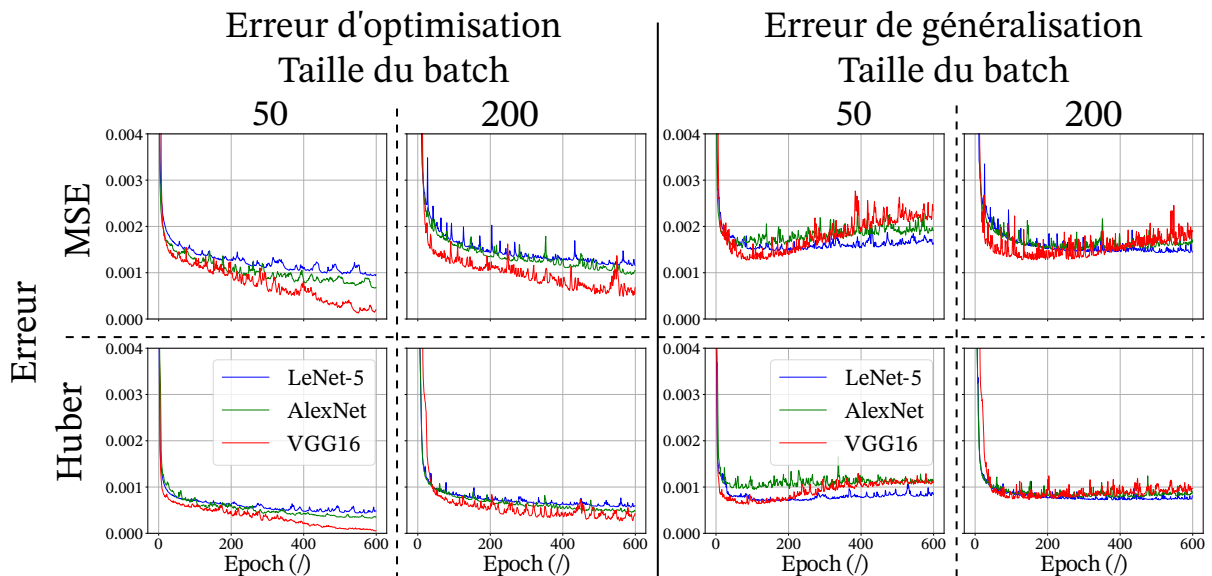


**FIGURE 4.19:** Entraînement d'un auto-encodeur pour 600 epochs, avec 200 images par batches. (a) Calcul de l'erreur entre la sortie de l'auto-encodeur et le label associé. (b) Optimisation des coefficients de l'auto-encodeur en fonction de l'erreur calculée.

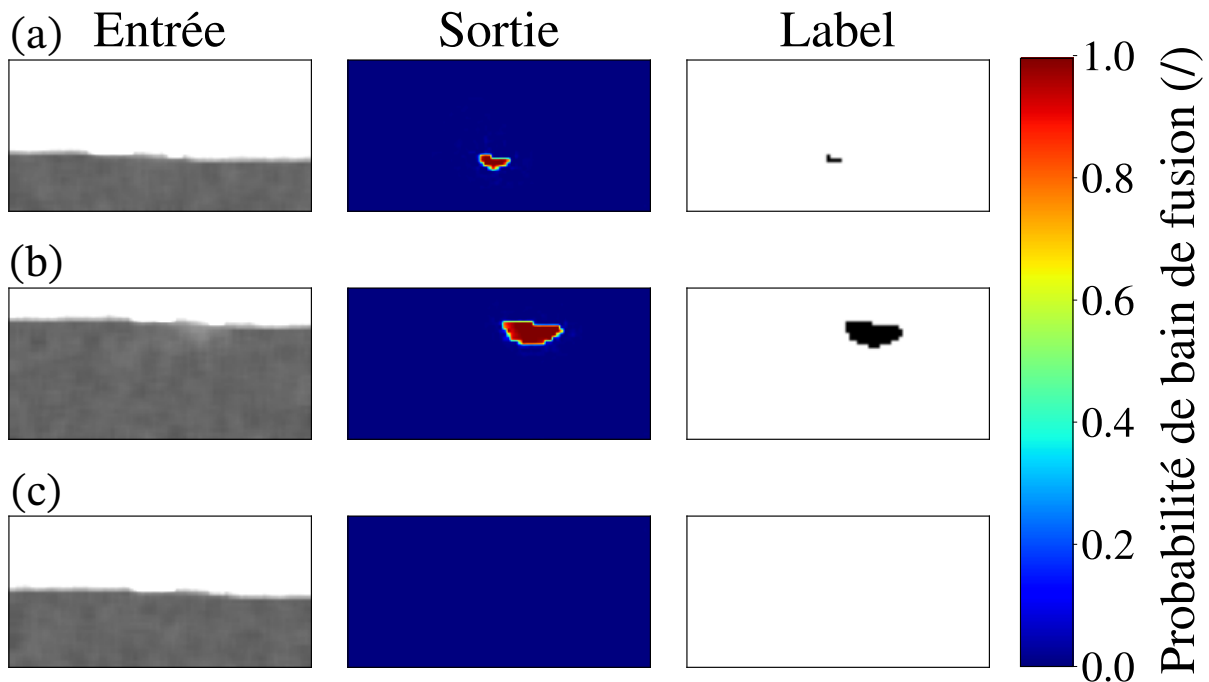
que dans cette étude les labels sont des images binaires (0 ou 1), la différence entre la prédiction et le label est très souvent inférieure à  $\delta$ , l'erreur de Huber est égale à la moitié de la *MSE*. C'est la *MSE* qui est gardée dans la suite de l'étude puisque l'erreur d'Huber n'apporte pas d'avantage significatif.

Finalement, ces graphiques indiquent que le problème à résoudre est peu complexe puisque peu importe l'architecture choisie, l'erreur de généralisation atteint un seuil suffisamment faible qui permet d'identifier la zone fondue quelle que soit sa taille (figure 4.21 (a)) et sa position dans l'image (figure 4.21 (b) et (c)).

Il faut toutefois garder en tête que tout l'entraînement des auto-encodeurs a été réalisé sur des images



**FIGURE 4.20:** Evolution des erreurs d'optimisation et de généralisation pour les différentes architectures pour des batch de 50 et 200 images et une erreur de MSE et de Huber.



**FIGURE 4.21:** Identification du bain de fusion sur les simulations avec l'architecture inspirée de VGG16, une taille de batch de 200 et entraîné sur 600 epochs. (a) Un petit bain de fusion. (b) Un gros bain de fusion avec un offset. (c) Aucun bain de fusion.

de simulations, mais la finalité du processus est de le transposer sur des images expérimentales. Bien que les trois architectures sélectionnées présentent des résultats similaires en terme d'erreur, leur complexité (qui dépend du nombre d'opérations de convolution) est très différente. La taille du fichier de sauvegarde des auto-encoders est un indicateur assez représentatif de cet aspect (tableau 4.2).

L'architecture inspirée de VGG16 possède environ deux fois plus de coefficients que celle inspirée d'AlexNET, et vingt fois plus que celle dérivant de LeNET5. Cette complexité des auto-encoders n'a pas d'impact sur les résultats obtenus via le jeu de données des simulations puisque le bain de fusion

auto-encoder	LeNET5	AlexNET	VGG16
Taille du fichier de sau- vegarde (Ko)	58	504	1036

TABLE 4.2: Taille des fichiers de sauvegarde des auto-encoders.

est identifié correctement dans tous les cas, mais lors de l'utilisation de ces mêmes modèles sur les images expérimentales, de gros écarts de performances apparaissent (section 4.4). Avant d'étudier ces résultats, la prochaine section présente la méthode qui a été utilisée pour pouvoir entraîner les mêmes type d'architectures sur des images 100 fois plus grosses ( $1 \times 400 \times 800$  pixels contre  $1 \times 40 \times 80$  pixels).

### 4.3.1 Upsampling du jeu de données

Les radioscopies expérimentales capturées par la caméra Photonic Science et centrées sur le bain de fusion sont 100 fois plus grandes que les radioscopies simulées. Grâce à l'*upsampling* (section 1.5.5.2), les dimensions des images de simulation et des labels associés sont augmentées numériquement via la fonction *upsample* de la librairie *torch.nn* ([PAS 19]). Les deux images de simulations (figure 4.22 (a) et (b)) et leurs images binaires associées (figure 4.22 (c) et (d)) sont visuellement semblables.

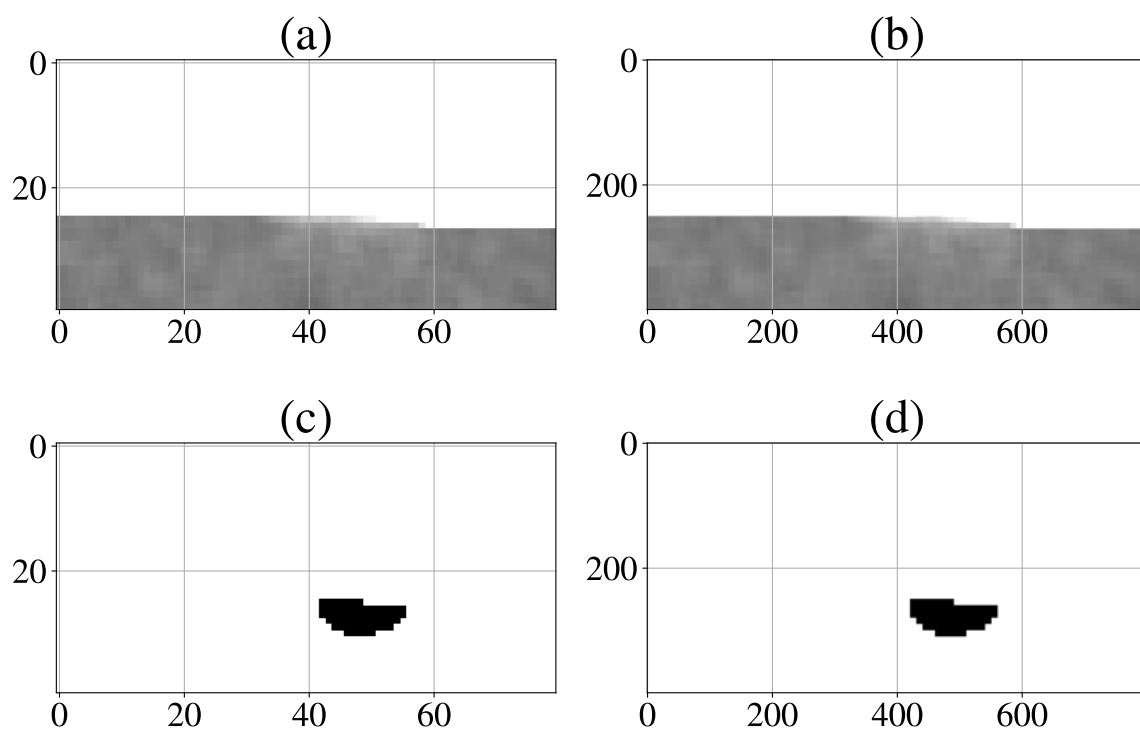


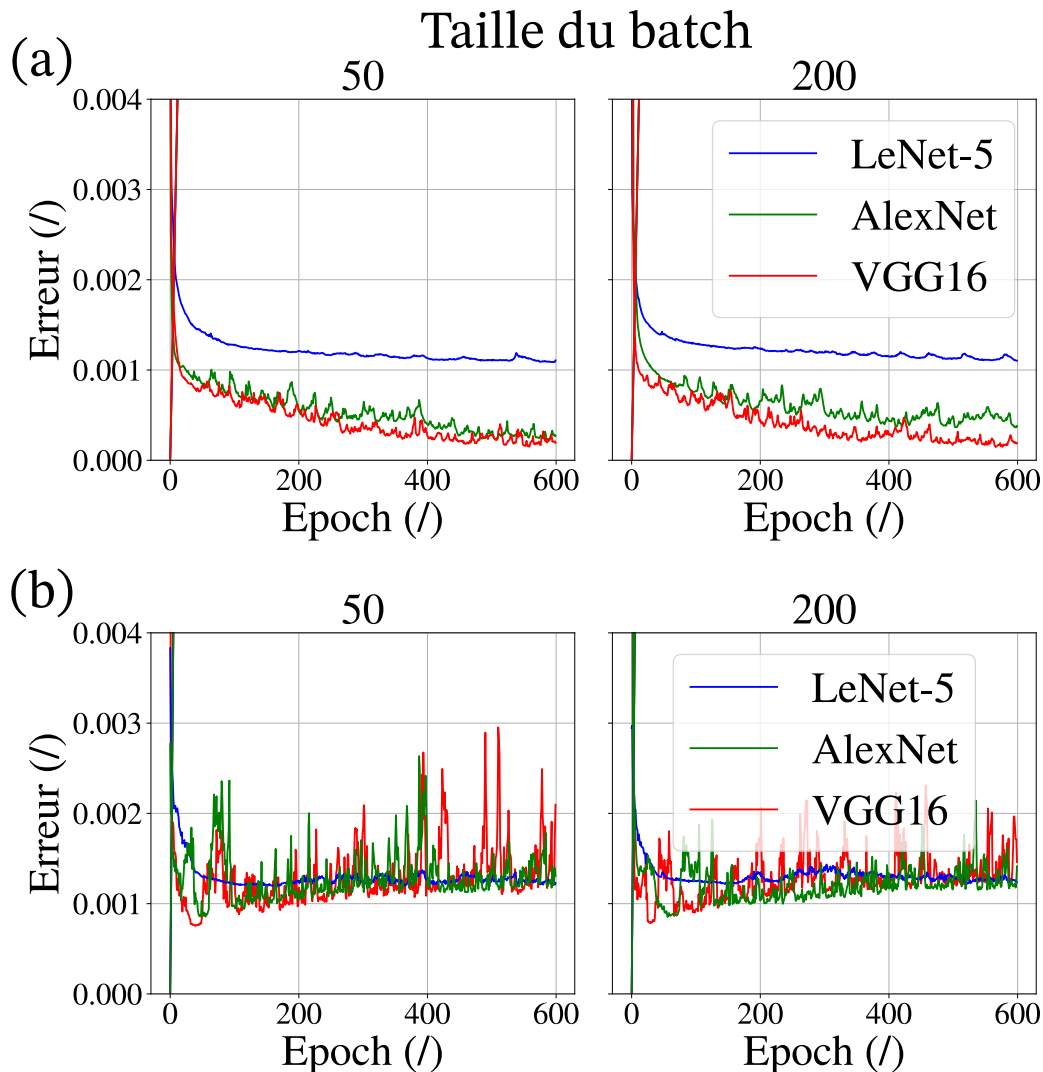
FIGURE 4.22: (a) Image originale ( $1 \times 40 \times 80$ ). (b) Image après l'*upsampling* ( $1 \times 400 \times 800$ ). (c) Image binaire originale ( $1 \times 40 \times 80$ ). (d) Image binaire après l'*upsampling* ( $1 \times 400 \times 800$ ).

Le changement de la taille des images en entrée des auto-encoders a deux conséquences :

1. les dimensions des caractéristiques extraites par les convolutions sont également multipliées par 100,
2. le temps et les ressources nécessaires à l'entraînement des architectures explosent.

Le choix a été fait de garder les mêmes architectures pour étudier ces images 100 fois plus grosses. C'est à dire que les opérations de convolutions, de *maxpooling* (dans les encoders), de convolutions transposées et d'*upsampling* dans les decoders sont les mêmes (figure 4.17 et figure 4.18), mais les dimensions intermédiaires sont multipliées par  $1 \times 10 \times 10$ . Tous les entraînements des modèles précédents ont été réalisés sur un PC portable sur 1 CPU (*Central Processing Unit* en anglais) unique. Avec ces images d'entrée 100 fois plus grandes, le temps nécessaire à l'entraînement complet d'une architecture passe d'une dizaine à plusieurs centaines d'heures sur 1 seul CPU. Pour accélérer ce processus, l'entraînement des auto-encoders est réalisé sur un cluster de calcul sur 24 CPU, ce qui permet de réduire le temps total entre vingt et quarantes heures par auto-encoder.

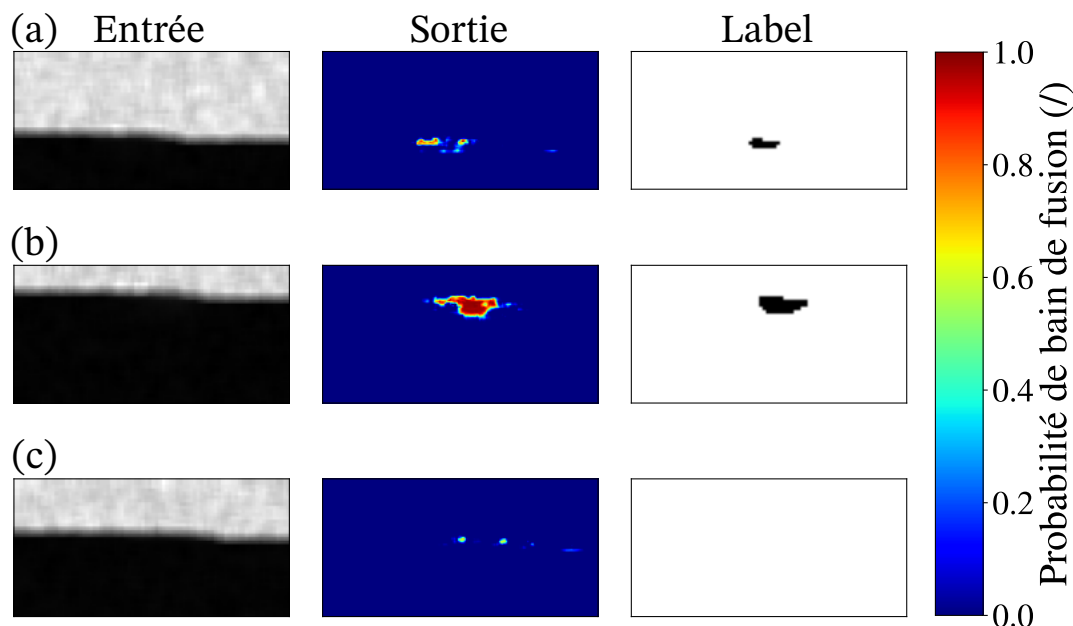
L'évolution de l'erreur est étudiée pour deux tailles de batchs différentes (50 et 200 images), et pour les 3 architectures.



**FIGURE 4.23:** Evolution des erreurs d'optimisation (a) et de généralisation (b) pour les différentes architectures pour des batchs de 50 et 200 images après upsampling.

Encore une fois, l'évolution de l'erreur semble indiquer un entraînement réussi (figure 4.23 (a)) et une généralisation correcte (figure 4.23 (b)). Toutefois, la visualisation des résultats des modèles sur les radioscopies simulées indique le contraire (figure 4.24).

Avec l'*upsampling* des images, les auto-encoders ont beaucoup plus de mal à identifier la forme du bain de fusion. La localisation dans l'image est correcte (figures 4.24 (a) et (b)), mais les contours du



**FIGURE 4.24:** Identification du bain de fusion sur les simulations après upsampling avec l’architecture inspirée de VGG16, une taille de batch de 200 et entraîné sur 600 epochs. (a) Un petit bain de fusion. (b) Un gros bain de fusion avec un offset. (c) Aucun bain de fusion.

bain sont assez éloignés des résultats attendus. C’est une semi-surprise puisque les architectures ont été adaptées à partir des modèles pour de petites images, et n’ont pas été pensées pour des données 100 fois plus grosses. Par ailleurs, le fait de faire des opérations d’*upsampling* sur les données d’entrées, puis du *maxpooling* dans les auto-encoders revient en quelque sorte à faire des opérations qui s’annulent. Globalement, cette étude permet de montrer l’importance de bien maîtriser le jeu de données d’entrée lors de l’entraînement d’un auto-encodeur, et une solution plus rigoureuse pour entraîner les architectures sur des images 100 fois plus grosses serait de réaliser de nouvelles simulations avec la même résolution. Evidemment, cette dernière présente plusieurs points bloquants, notamment au niveau des ressources nécessaires en terme de temps et de capacité de calcul : pour augmenter la résolution des images simulées de  $10 \times 10$ , il faudrait au moins réduire la taille des voxels d’autant, soit 1000 fois plus de voxels (en trois dimensions, figure 4.8), et actuellement le logiciel VXI ne permet pas de charger autant d’éléments dans une simulation. D’autres méthodes de simulations de radioscopie existent, déterministes ou aléatoires, mais ces pistes n’ont pas été explorées pour le moment.

## 4.4 Identification du bain de fusion en cours de fabrication

L’objectif premier de tout le travail qui a été fait dans ce chapitre est de développer un outil d’aide à l’identification du bain de fusion sur des radioscopie. Les derniers résultats ont montré que les trois auto-encoders entraînés sur des simulations de radioscopie du bain de fusion étaient suffisamment performants pour l’identifier quelle que soit sa taille et sa position sur une image. L’idée de cette section est d’étudier comment se généralisent les auto-encoders lorsqu’ils sont utilisés sur des images expérimentales.

Aujourd’hui, c’est une problématique très étudiée, il s’agit d’apprentissage par transfert (*transfer learning* en anglais). L’intérêt de cette méthode est d’entraîner sur des super calculateurs des réseaux de neurones très performants pour réaliser des tâches dites *sources*, puis de réentraîner **partiellement** ces mêmes réseaux, sur des ordinateurs portables par exemple, pour effectuer de nouvelles tâches dites *cibles*. L’avantage de ces méthodes est évidemment le gain de temps colossal lors du réentraînement du modèle.

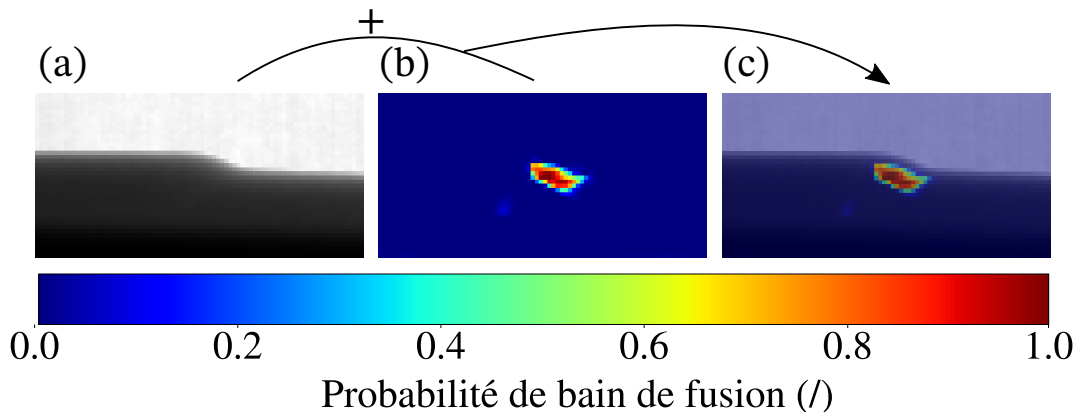


Dans ce cas précis, la tâche source est l'identification du bain de fusion sur les images issues des simulations, et la tâche cible l'identification du bain de fusion sur les images expérimentales. Le point bloquant qui empêche l'utilisation de l'apprentissage par transfert est qu'il est impossible de réentraîner les auto-encoders sur les données expérimentales pour deux raisons :

1. d'une part la quantité de données expérimentales est trop faible, il faudrait réaliser de nouveaux essais pour obtenir beaucoup plus d'images (il n'y a pas de nombre magique d'images à partir duquel le réentraînement d'un auto-encoder fonctionne, mais plusieurs centaines de données sont généralement nécessaires).
2. D'autre part, cela nécessiterait de pouvoir labelliser les images expérimentales (c'est-à-dire identifier le bain de fusion manuellement), ce qui n'est pas envisageable pour cette étude puisqu'il est impossible d'identifier le bain de fusion avec les procédés d'analyse d'image classiques (figure 3.24).

Finalement, il a été décidé d'utiliser les auto-encoders entraînés sur les simulations directement sur les images expérimentales, sans réentraînement. Toutes les images expérimentales mises à plat obtenues lors des essais (section 3.6.0.2) sont passées dans les auto-encoders.

Pour la visualisation des résultats, les images de sorties de l'auto-encoder sont superposées aux images d'entrées pour mieux situer la position du bain de fusion dans l'image (figure 4.25).

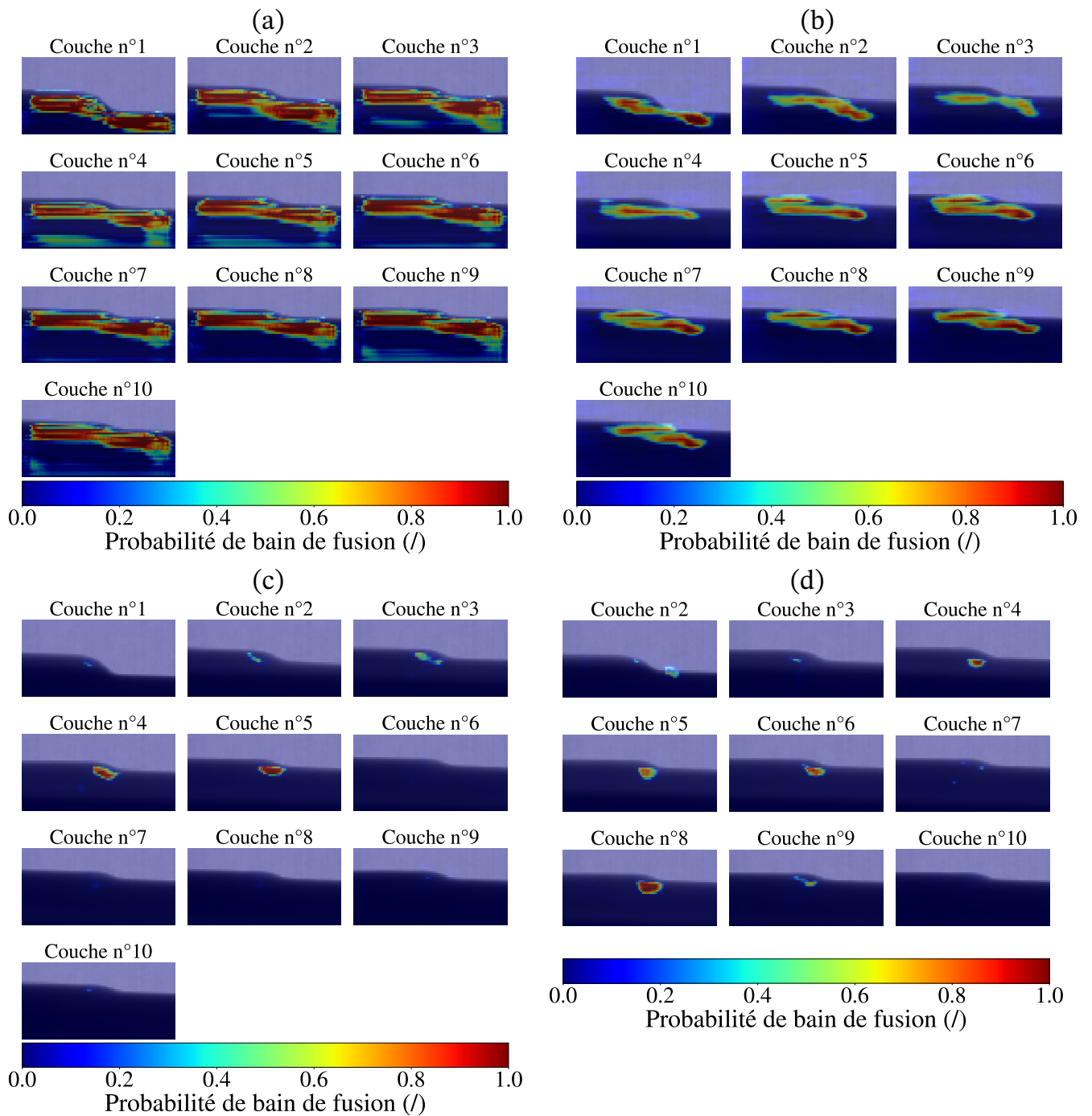


**FIGURE 4.25:** (a) Radioscopie mise à plat (entrée de l'auto-encoder). (b) Sortie de l'auto-encoder. (c) Superposition de (b) sur (a) pour une meilleure visualisation.

Les trois architectures différentes (LeNET5, AlexNET et VGG16) sont testées avec le même jeu de données expérimentales (figure 3.22 (a)).

Les deux premiers auto-encoders, LeNET5 et AlexNET (figure 4.26 (a) et (b)), ne parviennent pas du tout à identifier le bain de fusion sur les images. Les zones colorées se situent bien dans la pièce mais sont très étalées autour du bain de fusion. Un entraînement plus poussé de ces auto-encoders ne permettrait pas d'affiner les résultats puisque sur ces réseaux, l'erreur de généralisation commençait à augmenter au-delà de 400 epochs (qui a été présenté dans la figure 4.20).

L'auto-encoder inspiré de VGG16 (figure 4.26 (c)) est plus intéressant. Sur les images des couches n°3, 4 et 5, le bain de fusion est correctement situé sur les radioscopies et semble avoir une taille correcte. Ici, le réel problème vient du fait qu'il n'y a aucune différence entre les images sur lesquelles le bain de fusion est identifié (couches 3 à 5), et les autres (couches 6 à 10). Aucun indice ne permet de comprendre quels sont les éléments qui font que l'auto-encoder fonctionne ou non. Face à ces résultats, deux hypothèses s'opposent : il s'agit d'un problème de performance de l'auto-encoder (dans ce cas de figure, le taux de réussite de ce dernier est de 37%), ou la forme du bain de fusion évolue au cours de la fabrication (suite à l'accumulation de chaleur dans le substrat) et les auto-encoders ne sont pas entraînés pour reconnaître des bains de fusion d'une autre forme que sphérique. En utilisant toujours le



**FIGURE 4.26:** Résultats des trois architectures sur les radiographies obtenues via le détecteur Thales. (a) LeNET5, 200 images par batch, 400 epochs, essai 1. (b) AlexNET, 200 images par batch, 400 epochs, essai 1. (c) VGG16, 200 images par batch, 400 epochs, essai 1. (d) VGG16, 200 images par batch, 400 epochs, essai 1.

même auto-encodeur, mais sur le second jeu de données (le deuxième essai avec le détecteur Thales, figure 3.22 (b)), on remarque la même tendance, sur les couches intermédiaires (4,5,6 et 8, figure 4.26 (d)). L'auto-encodeur indique la présence d'un bain de fusion au niveau du bourrelet. Ce résultat va plutôt dans le sens de la seconde hypothèse et confirme l'idée que le jeu de donnée d'entrée, bien que très varié vis-à-vis de la taille du bain de fusion, était très restreint sur sa forme. Chaque bain de fusion était supposé semi-sphérique. En réalité, avec les mouvements du liquide, la tension de surface et l'apport de matière,

le bain de fusion peut prendre des formes plus variées, plus aplaties.

Globalement, ces résultats sont très encourageants puisque les auto-encoders n'ont été entraînés que sur des simulations mais il est possible de les utiliser sur des images expérimentales sans pré-traitement. Dans un premier temps, différentes pistes sont envisagées pour valider les dimensions des bains de fusion identifiés sur les radioscopies :

1. une comparaison avec un modèle numérique complet ([YAB 24]). Cela permettrait de voir si numériquement, d'une part l'hypothèse que le bain de fusion change de forme est justifiée, et ensuite de valider que la forme du bain de fusion lors du dépôt d'acier inoxydable dans les conditions expérimentales de ces travaux est conforme à celle détectées sur les radioscopies.
2. Un couplage des mesures par radioscopie (chapitre 3) et des mesures thermiques (chapitre 2) pour pouvoir comparer les dimensions de la zone fondue.

Ensuite, il sera nécessaire de réaliser de nouveaux essais en faisant varier les paramètres de fabrication (puissance et vitesse du laser) pour avoir des bains de fusion de tailles différentes. Le dispositif de DED-LB permet également de fabriquer des pièces avec une composition qui évolue au cours de la fabrication (du 316L vers du 9Cr2 par exemple). Le passage d'un matériau à l'autre entraîne généralement l'apparition de défauts (porosités, manque de fusion) et le contrôle par rayons X permettrait de suivre l'évolution de la forme du bain de fusion et de potentiellement la corrélérer avec les défauts qui apparaissent. Evidemment, l'ajout d'un nouveau matériaux nécessiterait de nouvelles simulations pour entraîner les auto-encoders sur ces nouvelles images. De par la nature très contraignante de ces expériences (liée à la réglementation autour des rayons X), ces études n'ont pas pu être réalisées au cours de ces travaux.

## 4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, un réseau de neurones convolutifs a été conçu pour identifier le bain de fusion sur les radioscopies *in-situ* du procédé DED-LB. L'entraînement de ce genre d'algorithmes requiert énormément de données. Comme aucun jeu de données expérimentales n'existe, le choix a été fait de le construire via une simulation analytique d'une source laser gaussienne mobile sur une surface non plane, puis via une simulation d'une radioscopie à partir de ces résultats thermiques. La simulation thermique du bain de fusion est réalisée à partir d'un modèle analytique pour réduire le temps de calcul. Il se base sur des hypothèses fortes :

- une géométrie du bain de fusion simplifiée,
- une source laser gaussienne,
- des propriétés matériaux constantes en fonction de la température.

Grâce à ces hypothèses, les calculs sont rapides et 162 simulations avec des puissances et des vitesses d'avance du laser différentes ont été réalisées. L'évolution de la densité de l'acier inoxydable en fonction de la température est connue entre 500 et 2000 K. Un modèle bilinéaire simple permet de passer de l'une à l'autre. Finalement, les résultats des simulations thermiques permettent d'obtenir une discrétisation du bain de fusion en terme de densité. Le logiciel VXI permet de réaliser des radioscopies d'objets quelconques. Ainsi, chaque voxel de la discrétisation en terme de densité est importé individuellement dans le logiciel et associé à sa valeur de densité pour reconstituer le modèle du bain de fusion. Cela permet d'obtenir 162 radioscopies de bain de fusion de formes variées.

Ces 162 simulations constituent la base du jeu de données. Ces résultats bruts ne sont pas bruités, pas floutés et les bains de fusion sont tous centrés dans l'image. Les 4 étapes suivantes permettent d'enrichir ces données et de les rendre plus réelles :

1. l'ajout de bruit (selon les résultats expérimentaux),
2. l'ajout du flou (selon les résultats expérimentaux),

3. l'ajout d'une forme non plane pour la surface (selon les résultats expérimentaux),
4. l'ajout d'un offset sur la position du bain de fusion dans l'image.

Ces traitements d'image permettent d'enrichir le jeu de données jusqu'à 4050 radioscopies.

Le type de réseau de neurones qui a été choisi pour identifier le bain de fusion sur les radioscopies est un auto-encodeur. Il s'agit de deux réseaux de neurones convolutifs qui se succèdent l'un à l'autre. Le premier permet de prendre une image de dimensions  $(1 \times 40 \times 80)$  pixels en entrée et de la compresser en réduisant ses dimensions spatiales ( $64 \times 5 \times 10$  pour VGG16 par exemple). Le second CNN permet de reconstruire une image binaire de dimensions  $(1 \times 40 \times 80)$  à partir de l'image compressée. Sur cette dernière, les pixels noirs (égaux à 1) représentent le bain de fusion.

Trois architectures différentes inspirées de LeNet-5, AlexNet et VGG16 ont été testées. Pour leur entraînement, le jeu de données a été séparé en deux. 70% des images sont utilisées pour l'entraînement de l'auto-encodeur, et les 30% restantes pour valider qu'il fonctionne correctement et qu'il n'est pas surentraîné. Pour l'entraînement, les images sont regroupées en *batches* de 50 ou 200 images. Une plus grande taille de *batch* permet une meilleure généralisation de l'auto-encodeur. Les résultats obtenus sur les simulations sont très encourageants et les auto-encodeurs parviennent à identifier le bain de fusion sur les images s'il y en a un, et retournent une image vide si aucun bain de fusion n'est présent. L'architecture la plus performante est celle inspirée de VGG16, c'est celle qui compte le plus de couches de convolutions. L'utilisation des mêmes auto-encodeurs sur les images expérimentales montre des résultats prometteurs. Les architectures inspirées de VGG16 permettent d'identifier le bain de fusion sur certaines images, mais actuellement il est impossible de mesurer les performances réelles des auto-encodeurs. En effet, aucun résultat expérimental ou numérique ne permet pour l'instant de comparer ceux donnés par une méthode ou une autre. Cependant, le fait de réaliser l'entraînement sur des simulations garantit que les réseaux de neurones renvoient une prédiction valide par rapport à ce pour quoi il a été entraîné, c'est-à-dire une variation de densité. Ces résultats sont basés sur une simulation physique où un faisceau de rayons X traversent un matériau homogène d'épaisseur constante où seul la densité varie et induit une variation de contraste. En réalité, la variation de l'une de ces trois composantes (composition chimique, densité, épaisseur) se traduit de la même façon par une variation de contraste plus ou moins marquée sur les radioscopies. Plusieurs étapes sont encore nécessaires pour valider et améliorer ces résultats.



# Conclusion

Ces travaux de thèse, inscrits dans le cadre du projet TORTELLINI financé par l'institut Carnot Ingénierie@Lyon, ont porté sur l'identification par radioscopie X et la thermographie in-situ du bain de fusion lors de la fabrication additive d'une pièce métallique.

Aujourd'hui, le développement de ces technologies s'accélère pour répondre à de nouveaux besoins comme la fabrication de pièces avec des géométries complexes, la réparation d'objets endommagés ou l'ajout de fonctionnalités sur des pièces existantes. Pour mieux maîtriser et faire monter ces procédés en maturité, de nombreuses méthodes de contrôle sont apparues. Le premier chapitre de ce manuscrit (chapitre 1.1) revient dans un premier temps justement sur le fonctionnement des procédés qui sont abordés dans ces travaux, le DED-LB et le DED-GMA. Bien que de nature très différentes de par l'apport d'énergie et de matière (respectivement un laser et de la poudre, et un arc électrique et un fil), les défauts observés dans les pièces produites par ces deux procédés ont souvent la même origine, le bain de fusion. Il s'agit de la zone qui est fondue lors de l'apport d'énergie et via laquelle se déroule l'apport de matière. Dès lors, il devient crucial de pouvoir le surveiller et assurer sa stabilité au cours de la fabrication. De nombreuses méthodes ont été développées pour mesurer d'une part la température du bain, puis d'autre part sa morphologie. Bien que différentes, la stabilité de l'une de ces grandeurs assure généralement la stabilité de l'autre. Les pyromètres et les caméras permettent d'effectuer des mesures sans contact et sont parfaitement adaptées pour cette problématique. Aujourd'hui, les limites de ces méthodes sont doubles : l'impossibilité de connaître l'émissivité de la surface observée qui induit des erreurs dans les températures estimées avec les méthodes monochromatiques, et les installations avec plusieurs caméras, accompagnées ou non de pyromètres, sont parfois coûteuses, encombrantes ou les deux à la fois.

C'est pour passer outre ces limites que la caméra bichromatique présentée dans le second chapitre de ce manuscrit a été développée (chapitre 2). Il s'agit d'une caméra équipée d'un filtre infrarouge (pour couper les émissions du laser de la machine de fabrication additive), d'un capteur CMOS et d'un filtre Bayer qui permet d'obtenir des images RGB (sur 3 canaux de couleur). La méthode bichromatique consiste à réaliser deux mesures d'intensité lumineuse à deux longueurs d'ondes différentes, puis en faisant l'hypothèse de corps gris, la température de la surface peut être estimée sans avoir besoin de mesurer son émissivité. Ici, les canaux rouge et vert de la caméra ont été utilisés pour réaliser ces deux mesures. Comme il s'agit d'un filtre Bayer, ces deux canaux donnent une réponse sur une bande spectrale d'une cinquantaine de nanomètres (et non pas à une longueur d'onde précise comme les pyromètres classiques). Dès lors, il est nécessaire de réaliser une calibration de la caméra, d'abord sur un corps noir, puis sur une lampe à ruban de tungstène. La précision de cette méthode a été validée au cours de deux essais bien distincts : la montée en température par induction d'un tube en acier inoxydable, puis la fusion par impulsion laser d'un barreau de vanadium. Suite à cette validation, la caméra a été montée sur un dispositif de DED-LB au LaMCoS, puis sur un autre de DED-GMA au G-SCOP à Grenoble. Elle a permis de suivre l'évolution de la morphologie et de la température du bain de fusion au cours du dépôt successif de plusieurs couches de matière. La combinaison de la très bonne résolution de la caméra avec la possibilité d'estimer la température a permis de tracer des gradients thermiques à l'intérieur et autour du bain de fusion. Ces derniers permettent de calculer les vitesses de refroidissement de la zone fondue pour, par exemple, estimer la micro-structure attendue. L'hypothèse de corps gris qui permet d'obtenir ces résultats est aussi la principale source d'incertitude. Elle se base sur le fait que l'émissivité ne varie

pas en fonction de la longueur d'onde sur la bande spectrale considérée (en l'occurrence dans le visible). Il a été montré que cette hypothèse est fautive lors de l'apparition des premiers micromètres d'oxyde sur la surface observée, et en fabrication additive, bien qu'un gaz d'inertage limite l'oxydation, il a été constaté que sur les pourtours du bain de fusion la température calculée était surestimée. Toutefois, il s'agit d'une incertitude de mesure principalement locale que le faible encombrement et la facilité d'adaptation de la caméra compensent largement.

Le deuxième objectif de cette thèse était de surveiller le bain de fusion en profondeur (sous la surface observable par la caméra). Les rayons X sont une solution parfaitement adaptée dans ce cadre précis. Le premier chapitre revient sur leur nature et les différents contextes dans lesquels ils sont utilisés, l'industrie et le domaine médical (chapitre 1.4). Dans différents synchrotrons, des expériences ont déjà permis d'observer les mouvements du bain de fusion, les mécanismes de formation des pores ou les trajectoires des particules de poudre. Toutefois, toutes ces études ont été réalisées sur des dispositifs de fabrication additive miniaturisés. Dans le troisième chapitre de ce manuscrit (chapitre 3), le contrôle par radioscopie a été installé sur un dispositif de fabrication industriel. La source de rayons X qui a été utilisée est donc un tube mobile, qui se porte et se déplace à la main, avec une intensité lumineuse (en terme de nombre de photons) bien moindre que les synchrotrons. De plus, la tension et l'intensité de la source ont dû être limitées pour des raisons de sûreté. Ce dispositif expérimental est complété par deux détecteurs de rayons X qui ont été caractérisés en terme de flou et de niveau de contraste grâce à des IQIs. Tous ces éléments ont permis de réaliser les premières radiosopies du dépôt d'un cordon de matière au cours de la fabrication additive DED-LB d'une pièce en acier inoxydable sur un dispositif industriel. Les deux détecteurs ont permis d'obtenir des images centrées autour de la zone où se déroule l'apport de matière, malheureusement aucun traitement d'image n'a permis d'y identifier le bain de fusion. En effet, sur ces radiosopies la différence de contraste est trop faible entre les zones solide et liquide. C'est face à ces difficultés qu'il a été décidé d'entraîner un auto-encodeur pour aider à l'identification de la zone fondue.

Une brève introduction sur les réseaux de neurones convolutifs dans le premier chapitre (chapitre 1.5) permet de mieux saisir quels sont les éléments qui les composent et quel est la particularité des auto-encodeurs, le type de réseau de neurones utilisé dans ces travaux. Le quatrième chapitre (chapitre 4), a porté sur l'utilisation d'un auto-encodeur pour identifier le bain de fusion sur les radiosopies expérimentales réalisées dans le troisième chapitre. Tout bon réseau de neurones passe par un entraînement sur un jeu de données qualitatif et représentatif du problème à résoudre. Dans le cadre de cette étude, le principal problème a justement été de créer ce jeu de données à partir de simulations puisque les résultats expérimentaux ne sont pas labellisés. Dans un premier temps, un modèle analytique a permis de simuler l'apport de chaleur réalisé par un laser mobile gaussien sur une surface non plane. Ces résultats en terme de température ont été convertis en terme de densité, puis utilisés pour la simulation d'une radioscopie. Pour que le jeu de données soit représentatif de radiosopies réelles, en terme de signal, de bruit et de flou, ces trois grandeurs ont été ajoutées a posteriori en se basant sur des résultats expérimentaux. Finalement, un jeu de données avec plus de 4000 radiosopies de bains de fusion de tailles diverses et variées a été obtenu. Ces images ont permis l'entraînement de trois auto-encodeurs avec des architectures plus ou moins complexes inspirées d'AlexNET, de LeNET5 et de VGG16. Les performances de ces derniers sur les simulations sont très bonnes puisqu'ils permettent d'identifier le bain de fusion quelle que soit sa taille et sa position sur la radioscopie (le sur-entraînement est également maîtrisé puisque sur les images sans bain de fusion, les auto-encodeurs n'en identifient aucun). Ces trois réseaux de neurones ont ensuite été utilisés sur les images expérimentales, sans ré-entraînement. Seule celle inspirée de VGG16 a montré des signes de réussite et a permis d'identifier sur certaines radiosopies un bain de fusion d'une taille raisonnable. Ces résultats sont très encourageants pour la suite puisqu'ils montrent qu'une architecture entraînée uniquement sur des simulations peut s'adapter sur des images expérimentales. Limité par le temps, une seule campagne d'essai a pu être réalisée au cours de ces travaux, avec la même paramétrie de fabrication (vitesse et puissance laser). Ces essais ont permis de montrer la compatibilité des auto-encodeurs pour l'analyse de radiosopies faiblement contrastées, et il sera évidemment intéressant

dans des essais futurs de varier la paramétrie de fabrication pour varier les dimensions du bain de fusion et suivre l'évolution de sa morphologie au cours du temps. Enfin, ces résultats ont également permis de montrer les limites des auto-encoders, qui sont discutées dans les perspectives de ces travaux.

## Perspectives

Cette étude représente une étape cruciale dans la faisabilité du contrôle par rayons X sur des dispositifs de fabrication additive industriels. Tout l'aspect lié à la mise en œuvre du dispositif expérimental s'est avéré beaucoup plus complexe que prévu, notamment vis-à-vis des mesures de sûreté associées aux rayons X. Les perspectives pour valider et améliorer ces travaux sont nombreuses. D'un point de vue expérimental :

1. faire les démarches administratives pour pouvoir augmenter l'intensité et la tension de la source de rayons X permettrait d'exploiter le détecteur Photonic Science dans des conditions plus favorables, de diminuer le temps d'exposition et de réaliser des images avec une fréquence d'acquisition plus élevée. Il est également possible de faire appel à un organisme spécialisé dans le contrôle non-destructif hors blockhaus (qui généralement réalise des contrôles en centrale nucléaire ou sur des chantiers). De cette façon, toutes les contraintes administratives liées à la sécurité sont levées. Ce gain de temps considérable a évidemment un coût non négligeable, qui ne sera compensé que par le succès (non garanti) des essais réalisés.
2. L'utilisation d'un détecteur plus récent permettrait aussi d'améliorer à la fois la qualité des images et d'avoir une fréquence d'acquisition beaucoup plus élevée. Ces améliorations complètent la précédente, puisque des temps d'expositions plus faibles requièrent des intensités aux bornes de la source de rayons X plus importantes pour obtenir un même niveau de signal sur le détecteur. Augmenter la fréquence d'acquisition des images permettrait non seulement d'obtenir beaucoup plus de données sur une seule expérience, mais aussi de suivre la dynamique du bain de fusion. L'idéal serait de pouvoir synchroniser à la fois la caméra RGB et le détecteur de rayons X lors de la prise d'images pour corrélérer ces deux sources d'informations.
3. Le couplage de la mesure par caméra avec la mesure par radioscopie permettrait d'avoir des données plus complètes sur le bain de fusion. En effet, le premier type de mesure permet d'obtenir des informations à la fois thermiques et morphologiques. A partir de là, trois approches sont envisageables. D'une part, ces résultats peuvent être exploités indépendamment des radioscopies et servir justement comme point de comparaison pour évaluer la justesse des auto-encoders. Cela consisterait simplement à comparer les longueurs du bain de fusion mesurées sur les radioscopies, et sur les images thermiques. Cette solution est une approche simple et directe, mais les incertitudes liées aux deux mesures expérimentales sont importantes et la justesse des résultats risque d'en pâtir. D'autre part, il est aussi envisageable d'intégrer directement les images thermiques dans le réseau de neurones, et les inputs auraient donc une dimension supplémentaire ( $2 \times 40 \times 80$  contre  $1 \times 40 \times 80$ ). Le jeu de données pour l'entraînement des réseaux de neurones devrait ainsi être modifié pour correspondre à ces nouvelles contraintes, c'est-à-dire compléter les données d'entrée avec une image thermique issue de la simulation. Dans cette optique, il devient intéressant de se pencher sur des simulations plus complexes et plus précises puisqu'elles joueraient un rôle primordiale. Le gros risque que représente cette solution (outre l'utilisation de modèles thermiques plus complets, plus longs et plus coûteux en terme de ressources) est la survalorisation des images thermiques. Même en les normalisant, les écarts entre les températures maximales et minimales (entre les zones liquide et solide du bain de fusion) sont bien plus importants que ceux entre les niveaux de gris des radioscopies. Or, c'est bien sur les radioscopies que l'information cruciale sur la profondeur du bain et sa forme réside. Il est toutefois envisageable de contourner ce problème de la façon suivante. En connaissant les épaisseurs des zones liquide



( $e_{liq}$ ) et solide ( $e_{sol}$ ) traversées par les rayons X (en surface au moins), il est possible d'intégrer uniquement cette information en entrée des réseaux de neurones, sous la forme par exemple d'un ratio  $E$  ( $E = \frac{e_{liq}}{e_{sol}}$ ), pour faciliter la détection du bain de fusion. Ici, l'information supplémentaire est une métrique unique qui va compléter le réseau de neurones mais ne risque pas de diminuer l'importance des radioscopies.

4. Finalement, au cours de ces travaux, l'instrumentation autour des rayons X a permis d'étudier uniquement le procédé DED-LB, sur des pièces en acier inoxydable. L'étude d'autres procédés, comme le DED-GMA, présente un réel intérêt puisqu'il est possible de fabriquer des pièces en aluminium, qui est un matériau beaucoup plus facile à traverser pour les rayons X (la fabrication DED-LB d'aluminium est rendue complexe par la nature explosive de ces poudres). Les radioscopies seraient donc plus contrastées tout en limitant les doses de rayons X émises. Ces études, bien que très intéressantes, seront toutefois soumises à la même réglementation vis-à-vis des rayons X et chaque déplacement du dispositif expérimental nécessitera la création d'une nouvelle demande à l'ASN (à moins de se référer au premier point et de faire appel à un organisme spécialisé).

D'un point de vue des simulations, beaucoup d'améliorations sont également envisageables :

1. le modèle thermique utilisé est analytique et implique de grosses hypothèses de calcul tout en négligeant des phénomènes impactants en fabrication additive (apport de matière, mouvements du bain de fusion...). De ce fait, tous les bains de fusion ont la même forme sphérique plus ou moins grosse. En réalité, ce n'est pas le cas, la forme du bain évolue au cours de la fabrication, notamment selon la chaleur accumulée dans le substrat. Ce type de modèle existe, et de nombreuses équipes de recherches travaillent sur des simulations des procédés de fabrication additive à différentes échelles (micro, méso ou macro). Souvent, ces modèles sont développés sur des logiciels commerciaux qui nécessitent d'une part des licences, mais surtout de bonnes connaissances en modélisation. L'idée qui paraît la plus adaptée pour enrichir les travaux présentés dans ce manuscrit serait d'utiliser des modèles très performants (pour la thermique et pour les rayons X) qui permettent de réaliser des simulations très précises, puis d'interpoler les résultats sur un espace paramétrique pré-défini. Dans cette optique précise, le coût en terme de ressources et de temps de calcul est secondaire, et l'objectif premier est de sélectionner judicieusement les points de simulations.
2. Le point précédent conditionne énormément l'apprentissage des auto-encoders puisqu'une variation de la forme du bain de fusion dans le set d'apprentissage permettrait de les rendre plus généralisables sur les images expérimentales. Or, il faut noter que cette variation n'a pas besoin de reproduire parfaitement la physique, mais peut simplement se concentrer sur une légère variation de contraste définie préalablement. Il est donc possible d'envisager un auto-encoder très généralisé qui détecte les faibles variations de contraste dans une image quelle qu'elle soit. Cette vision plus généraliste permettrait de créer une architecture utilisable dans différents domaines, comme le contrôle qualité par radioscopie dans l'industrie, ou la médecine. Pour entraîner ce genre de modèle, avec à la fois des formes et des niveaux de contraste variés, la quantité de données nécessaire augmente énormément et les ressources requises pour les calculs également. L'idée serait d'entraîner un tel modèle sur un super ordinateur puis éventuellement de le ré-entraîner uniquement sur la dernière couche du decoder pour l'adapter selon le problème à traiter. Cet ultime entraînement peut se faire sur un PC portable et requiert beaucoup moins de ressources.
3. Enfin, pour l'instant, les architectures choisies permettent d'analyser facilement de petites images ( $1 \times 40 \times 80$ ) et la généralisation à de plus grandes images est complexe. D'autres architectures sont plus adaptées pour ce genre de tâche (U-NET par exemple). D'ailleurs, le choix de l'architecture est toujours un point crucial dans les problèmes ayant recours à l'intelligence artificielle, d'autant plus que de nouvelles méthodes plus rapides, plus précises ou plus économes en terme de ressources émergent presque chaque jour. L'intelligence artificielle représente un domaine

d'étude à part entière dans lequel le développement de nouveaux outils requiert inévitablement des connaissances pointues.

Finalement, la fabrication additive est un procédé qui monte en maturité d'année en année et les travaux réalisés au cours de cette thèse s'inscrivent dans cette démarche globale visant à une meilleure maîtrise du procédé.



# Bibliographie

- [ABT 11] ABT F., BOLEY M., WEBER R., GRAF T., POPKO G., NAU S.  
Novel X-ray system for in-situ diagnostics of laser based processes - First experimental results. *Physics Procedia*, 2011.
- [AHN 21] AHN D. G.  
Directed Energy Deposition (DED) Process : State of the Art. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing - Green Technology*, 2021.
- [AKB 19] AKBARI M., KOVACEVIC R.  
Closed Loop Control of Melt Pool Width in robotized laser powder directed energy deposition process. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2019.
- [AKB 22] AKBARI P., OGOKE F., KAO N. Y., MEIDANI K., YEH C. Y., LEE W., BARATI FARIMANI A.  
MeltPoolNet : Melt pool characteristic prediction in Metal Additive Manufacturing using machine learning. *Additive Manufacturing*, 2022.
- [ALB 13] AL-BAYATI M., EL-ZAART A.  
Mammogram Images Thresholding for Breast Cancer Detection Using Different Thresholding Methods. *Advances in Breast Cancer Research*, 2013.
- [ALF 19] ALFREDO OSORNIO RIOS R., ANTONINO DAVIU J. A., DE JESUS ROMERO TRONCOSO R.  
Recent industrial applications of infrared thermography : A review. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019.
- [ARA 16] ARAÚJO A.  
Analysis of multi-band pyrometry for emissivity and temperature measurements of gray surfaces at ambient temperature. *Infrared Physics and Technology*, 2016.
- [ARA 17] ARAUJO A.  
Multi-spectral pyrometry - A review. *Measurement Science and Technology*, 2017.
- [BAG 13] BAGAVATHIAPPAN S., LAHIRI B. B., SARAVANAN T., PHILIP J., JAYAKUMAR T.  
Infrared thermography for condition monitoring - A review. *Infrared Physics and Technology*, 2013.
- [BAL 12] BALDI P.  
Autoencoders, Unsupervised Learning, and Deep Architectures. *ICML Unsupervised and Transfer Learning*, 2012.
- [BAU 23] BAUR M., UHLMANN N., PÖSCHEL T., SCHRÖTER M.  
Correction of beam hardening in X-ray radiograms. *Review of Scientific Instruments*, 2023.
- [BAY 18] BAYKASOGLU C., AKYILDIZ O., CANDEMIR D., YANG Q., TO A. C.  
Predicting Microstructure Evolution during Directed Energy Deposition Additive Manufacturing of Ti-6Al-4V. *Journal of Manufacturing Science and Engineering, Transactions of the ASME*, 2018.
- [BER 98] BERGER M., HUBBELL J., SELTZER S., CHANG J., COURSEY J., SUKUMAR R., ZUCKER D., OLSEN K.  
. « Photon Cross Sections Database. NIST Standard reference database 8 (XGAM). », 1998.

- [BER 12] BERMAN B.  
3-D printing : The new industrial revolution. *Business Horizons*, 2012.
- [BOL 13] BOLEY M., ABT F., WEBER R., GRAF T.  
X-ray and optical videography for 3D measurement of capillary and melt pool geometry in laser welding. *Physics Procedia*, 2013.
- [BUR 15] BURGESS G. K., ROMAINE G. W.  
The emissivity of metals and oxides, Measurements with the micropyrometer. *Department of Commerce*, 1915.
- [CAD 20] CADIOU S., COURTOIS M., CARIN M., BERCKMANS W., LE MASSON P.  
3D heat transfer, fluid flow and electromagnetic model for cold metal transfer wire arc additive manufacturing (Cmt-Waam). *Additive Manufacturing*, 2020.
- [CAR 10] CARCEL B., SAMPEDRO J., PEREZ I., FERNANDEZ E., RAMOS J. A.  
Improved laser metal deposition (LMD) of nickel base superalloys by pyrometry process control. *XVIII International Symposium on Gas Flow, Chemical Lasers, and High-Power Lasers*, 2010.
- [CHE 21a] CHEN Y., CLARK S. J., COLLINS D. M., MARUSSI S., HUNT S. A., FENECH D. M., CONNOLLEY T., ATWOOD R. C., MAGDYSYUK O. V., BAXTER G. J., JONES M. A., LEUNG C. L. A., LEE P. D.  
Correlative Synchrotron X-ray Imaging and Diffraction of Directed Energy Deposition Additive Manufacturing. *Acta Materialia*, 2021.
- [CHE 21b] CHEN Y., CLARK S. J., HUANG Y., SINCLAIR L., LUN ALEX LEUNG C., MARUSSI S., CONNOLLEY T., MAGDYSYUK O. V., ATWOOD R. C., BAXTER G. J., JONES M. A., TODD I., LEE P. D.  
In situ X-ray quantification of melt pool behaviour during directed energy deposition additive manufacturing of stainless steel. *Materials Letters*, 2021.
- [CHE 21c] CHEN Y., CLARK S. J., SINCLAIR L., LEUNG C. L. A., MARUSSI S., CONNOLLEY T., ATWOOD R. C., BAXTER G. J., JONES M. A., TODD I., LEE P. D.  
Synchrotron X-ray imaging of directed energy deposition additive manufacturing of titanium alloy Ti-6242. *Additive Manufacturing*, 2021.
- [CHO 20] CHOWDHARY C. L., MITTAL M., KUMARESAN P., PATTANAIK P. A., MARSZALEK Z.  
An efficient segmentation and classification system in medical images using intuitionist possibilistic fuzzy C-mean clustering and fuzzy SVM algorithm. *Sensors (Switzerland)*, 2020.
- [COO 20] COOK P. S., MURPHY A. B.  
Simulation of melt pool behaviour during additive manufacturing : Underlying physics and progress. *Additive Manufacturing*, 2020.
- [COU 13] COUPRIE M.-E., DENARD J.-C., FARVACQUE L., LE BEC G., NADJI A., REVOL J.-L.  
Une Source De Lumière Dédiée À La Recherche. *Reflets de la physique*, 2013.
- [DAN 14] DANCE D., CHRISTOFIDES S., MAIDMENT A., MCLEAN I., NG K.  
Diagnostic Radiology Physics. *International atomic energy agency*, 2014.
- [DAS 49] DASTUR M. N., GOKCEN N. A.  
Optical temperature scale and emissivity of liquid iron. *JOM*, 1949.
- [DEL 23] DELLARRE A., BÉRAUD N., TARDIF N., VIGNAT F., VILLENEUVE F., LIMOUSIN M.  
Qualify a NIR camera to detect thermal deviation during aluminum WAAM. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2023.
- [DUM 16] DUMOULIN V., VISIN F.  
A guide to convolution arithmetic for deep learning. *arXiv*, 2016.

- [DUM 19] DUMITRESCU D., BOIANGIU C. A.  
A study of image upsampling and downsampling filters. *Computers*, 2019.
- [DUV 00] DUVAUCHELLE P., FREUD N., KAFTANDJIAN V., BABOT D.  
Computer code to simulate X-ray imaging techniques. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research, Section B : Beam Interactions with Materials and Atoms*, 2000.
- [DUV 08] DUVAUT T.  
Comparison between multiwavelength infrared and visible pyrometry : Application to metals. *Infrared Physics and Technology*, 2008.
- [EVE 16] EVERTON S. K., HIRSCH M., STAVROULAKIS P. I., LEACH R. K., CLARE A. T.  
Review of in-situ process monitoring and in-situ metrology for metal additive manufacturing. *Materials and Design*, 2016.
- [FAN 12] FAN J. L., LEI B.  
A modified valley-emphasis method for automatic thresholding. *Pattern Recognition Letters*, 2012.
- [FAT 06] FATHI A., TOYSERKANI E., KHAJEPOUR A., DURALI M.  
Prediction of melt pool depth and dilution in laser powder deposition. *Journal of Physics D : Applied Physics*, 2006.
- [FRA 14] FRAZIER W. E.  
Metal additive manufacturing : A review. *Journal of Materials Engineering and Performance*, 2014.
- [FU 12] FU T., TAN P., ZHONG M.  
Experimental research on the influence of surface conditions on the total hemispherical emissivity of iron-based alloys. *Experimental Thermal and Fluid Science*, 2012.
- [FUK 19] FUKUYAMA H., HIGASHI H., YAMANO H.  
Thermophysical Properties of Molten Stainless Steel Containing 5 mass B4C. *Nuclear Technology*, 2019.
- [FUR 00] FURUKAWA T., IUCHI T.  
Experimental apparatus for radiometric emissivity measurements of metals. *Review of Scientific Instruments*, 2000.
- [GAO 20] GAO H., YUAN H., WANG Z., JI S.  
Pixel Transposed Convolutional Networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2020.
- [GIB 20] GIBSON B. T., BANDARI Y. K., RICHARDSON B. S., HENRY W. C., VETLAND E. J., SUNDERMANN T. W., LOVE L. J.  
Melt pool size control through multiple closed-loop modalities in laser-wire directed energy deposition of Ti-6Al-4V. *Additive Manufacturing*, 2020.
- [GIL 14] GILBLAS R., SENTENAC T., HERNANDEZ D., LE MAOULT Y.  
Quantitative temperature field measurements on a non-gray multi-materials scene by thermoreflectometry. *Infrared Physics and Technology*, 2014.
- [GON 16] GONDARA L.  
Medical Image Denoising Using Convolutional Denoising Autoencoders. *IEEE International Conference on Data Mining Workshops, ICDMW*, 2016.
- [GOU 21] GOULD B., WOLFF S., PARAB N., ZHAO C., LORENZO-MARTIN M. C., FEZZAA K., GRECO A., SUN T.  
In Situ Analysis of Laser Powder Bed Fusion Using Simultaneous High-Speed Infrared and X-ray Imaging. *Jom*, 2021.
- [GUA 20] GUAN X., ZHAO Y. F.  
Numerical modeling of coaxial powder stream in laser-powder-based Directed Energy Deposition process. *Additive Manufacturing*, 2020.

- [HAL 19] HALEY J. C., ZHENG B., BERTOLI U. S., DUPUY A. D., SCHOENUNG J. M., LAVERNIA E. J.  
Working distance passive stability in laser directed energy deposition additive manufacturing. *Materials and Design*, 2019.
- [HAN 08] HANKE R., FUCHS T., UHLMANN N.  
X-ray based methods for non-destructive testing and material characterization. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research, Section A : Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, 2008.
- [HAO 20] HAO C., LIU Z., XIE H., ZHAO K., LIU S.  
Real-time measurement method of melt pool temperature in the directed energy deposition process. *Applied Thermal Engineering*, 2020.
- [HEI 15] HEIGEL J. C., MICHALERIS P., REUTZEL E. W.  
Thermo-mechanical model development and validation of directed energy deposition additive manufacturing of Ti-6Al-4V. *Additive Manufacturing*, 2015.
- [HIN 06] HINTON G. E., OSINDERO S., TEH Y.-W.  
A fast learning algorithm for deep belief nets. *Neural Computation*, 2006.
- [HON 15] HONNER M., HONNEROVÁ P.  
Survey of emissivity measurement by radiometric methods. *Applied Optics*, 2015.
- [HUB 59] HUBEL D. H., WIESEL T. N.  
Receptive fields of single neurones in the cat's striate cortex. *The journal of physiology*, 1959.
- [IOA 22] IOANNIDOU C., KÖNIG H. H., SEMJATOV N., ACKELID U., STARON P., KÖRNER C., HEDSTRÖM P., LINDWALL G.  
In-situ synchrotron X-ray analysis of metal Additive Manufacturing : Current state, opportunities and challenges. *Materials and Design*, 2022.
- [IOF 15] IOFFE S., SZEGEDY C.  
Batch normalization : Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. *32nd International Conference on Machine Learning, ICML 2015*, 2015.
- [ITS 15] ITSEEZ  
. « Open Source Computer Vision Library ». <https://github.com/itseez/opencv>, 2015.
- [IUC 79] IUCHI T.  
Method for Simultaneous Measurement of Temperature and Emissivity, and Its Application To Steel Processing. *Transactions of the Iron and Steel Institute of Japan*, 1979.
- [JEG 23] JEGOU L., LACHAMBRE J., TARDIF N., GUILLEMOT M., DELLARRE A., ZAOUI A., EL-GUEDJ T., KAFTANDJIAN V., BERAUD N.  
Bichromatic melt pool thermal measurement based on a Red, Green, and Blue camera : Application to additive manufacturing processes. *Optics and Laser Technology*, 2023.
- [JEO 21] JEON I., YANG L., RYU K., SOHN H.  
Online melt pool depth estimation during directed energy deposition using coaxial infrared camera, laser line scanner, and artificial neural network. *Additive Manufacturing*, 2021.
- [KAN 88] KANOPOULOS N., VASANTHAVADA N., BAKER R. L.  
Design of an Image Edge Detection Filter Using the Sobel Operator. *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, 1988.
- [KAN 03] KANG S. B., UYTTENDAELE M., WINDER S., SZELISKI R.  
High dynamic range video. *ACM Transactions on Graphics*, 2003.
- [KAR 14] KARTHICK S., SATHIYASEKAR D., PURANEESWARI A.  
A Survey Based on Region Based Segmentation. *International Journal of Engineering Trends and Technology*, 2014.

- [KHA 91] KHAN M. A., ALLEMAND C., EAGAR T. W.  
Noncontact temperature measurement. I. Interpolation based techniques. *Review of Scientific Instruments*, 1991.
- [KHA 19] KHANZADEH M., CHOWDHURY S., TSCHOPP M. A., DOUDE H. R., MARUFUZZAMAN M., BIAN L.  
In-situ monitoring of melt pool images for porosity prediction in directed energy deposition processes. *IISE Transactions*, 2019.
- [KIM 23] KIM S., JEON I., SOHN H.  
Infrared thermographic imaging based real-time layer height estimation during directed energy deposition. *Optics and Lasers in Engineering*, 2023.
- [KOZ 13] KOZAKOV R., SCHÖPP H., GÖTT G., SPERL A., WILHELM G., UHRLANDT D.  
Weld pool temperatures of steel S235 while applying a controlled short-circuit gas metal arc welding process and various shielding gases. *Journal of Physics D : Applied Physics*, 2013.
- [KRI 97] KRISHNAN S., YUGAWA K. J., NORDINE P. C.  
Optical properties of liquid nickel and iron. *Physical Review B - Condensed Matter and Materials Physics*, 1997.
- [KRI 12] KRIZHEVSKY A., SUTSKEVER I., HINTON G. E.  
ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Advances in neural information processing systems*, 2012.
- [LEC 98] LECUN Y., BOTTOU L., BENGIO Y., HAFFNER P.  
Gradient-based Learning Applied to Document Recognition. *Proceedings of the IEEE*, 1998.
- [LEC 07] LECUN Y., BENGIO J.  
Scaling Learning Algorithms Towards AI. *Large-scale kernel machines*, 2007.
- [LET 23] LETANG J. M. C.  
X-ray imaging : Physics, Instrumentation & Applications. <https://www.creatis.insa-lyon.fr/~letang/x-ray-book/introduction.html>, 2023.
- [LEU 18] LEUNG C. L. A., MARUSSI S., ATWOOD R. C., TOWRIE M., WITHERS P. J., LEE P. D.  
In situ X-ray imaging of defect and molten pool dynamics in laser additive manufacturing. *Nature Communications*, 2018.
- [LIU 14] LIU S., FARAHMAND P., KOVACEVIC R.  
Optical monitoring of high power direct diode laser cladding. *Optics and Laser Technology*, 2014.
- [LIU 19] LIU J., ZHAO G., FEI Y., ZHANG M., WANG Y., YU Y.  
Align, attend and locate : Chest x-ray diagnosis via contrast induced attention network with limited supervision. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2019.
- [LIU 21] LIU Y., WANG L., BRANDT M.  
An accurate and real-time melt pool dimension measurement method for laser direct metal deposition. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2021.
- [LU 19] LU X., LIN X., CHIUMENTI M., CERVERA M., HU Y., JI X., MA L., YANG H., HUANG W.  
Residual stress and distortion of rectangular and S-shaped Ti-6Al-4V parts by Directed Energy Deposition : Modelling and experimental calibration. *Additive Manufacturing*, 2019.
- [MAR 16] MARSHALL G. J., YOUNG W. J., THOMPSON S. M., SHAMSAEI N., DANIEWICZ S. R., SHAO S.  
Understanding the Microstructure Formation of Ti-6Al-4V During Direct Laser Deposition via In-Situ Thermal Monitoring. *Jom*, 2016.
- [MAR 18] MARYA M., SINGH V., HASCOET J. Y., MARYA S.  
A Metallurgical Investigation of the Direct Energy Deposition Surface Repair of Ferrous Alloys. *Journal of Materials Engineering and Performance*, 2018.



- [MAS 11] MASCI J., MEIER U., CIREŞAN D., SCHMIDHUBER J.  
Stacked convolutional auto-encoders for hierarchical feature extraction. *Artificial Neural Networks and Machine Learning–ICANN 2011 : 21st International Conference on Artificial Neural Networks*, 2011.
- [MIC 14] MICHALERIS P.  
Modeling metal deposition in heat transfer analyses of additive manufacturing processes. *Finite Elements in Analysis and Design*, 2014.
- [MIL 04] MILLS K. C., YUCHU S. U., ZUSHU L. I., BROOKS R. F.  
Equations for the calculation of the thermo-physical properties of stainless steel. *ISIJ International*, 2004.
- [MIN 09] MINKINA W., DUDZIK S.  
*Infrared thermography : errors and uncertainties*. John Wiley & Sons, 2009.
- [MOH 20] MOHR G., NOWAKOWSKI S., ALTENBURG S. J., MAIERHOFER C., HILGENBERG K.  
Experimental determination of the emissivity of powder layers and bulk material in laser powder bed fusion using infrared thermography and thermocouples. *Metals*, 2020.
- [MON 16a] MONCHAU J.-P., HAMEURY J.  
Mesure de l'émissivité thermique. 2016.
- [MON 16b] MONIER R.  
. « Etude expérimentale du comportement dynamique des phases liquides en soudage par court-circuit contrôlé », 2016.
- [MON 17] MONIER R., THUMEREL F., CHAPUIS J., SOULIÉ F., BORDREUIL C.  
Liquid metals surface temperature fields measurements with a two-colour pyrometer. *Measurement : Journal of the International Measurement Confederation*, 2017.
- [MOR 10] MORVILLE S., CARIN M., CARRON D., MASSON P. L.  
2D axial-symmetric model for fluid flow and heat transfer in the melting and resolidification of a vertical cylinder. *European Comsol Conference*, 2010.
- [MUV 17] MUVVALA G., PATRA KARMAKAR D., NATH A. K.  
Online monitoring of thermo-cycles and its correlation with microstructure in laser cladding of nickel based super alloy. *Optics and Lasers in Engineering*, 2017.
- [NAR 20] NARANJO-TORRES J., MORA M., HERNÁNDEZ-GARCÍA R., BARRIENTOS R. J., FREDÉS C., VALENZUELA A.  
A review of convolutional neural network applied to fruit image processing. *Applied Sciences (Switzerland)*, 2020.
- [NG 06] NG H. F.  
Automatic thresholding for defect detection. *Pattern Recognition Letters*, 2006.
- [NIS 17] NISHIO M., NAGASHIMA C., HIRABAYASHI S., OHNISHI A., SASAKI K., SAGAWA T., HAMADA M., YAMASHITA T.  
Convolutional auto-encoders for image denoising of ultra-low-dose CT. *Heliyon*, 2017.
- [NYM 12] NYMA A., KANG M., KWON Y. K., KIM C. H., KIM J. M.  
A hybrid technique for medical image segmentation. *Journal of Biomedicine and Biotechnology*, 2012.
- [ODE 16] ODENA A., DUMOULIN V., OLAH C.  
Deconvolution and Checkerboard Artifacts. *Distill*, 2016.
- [OTS 05] OTSUKA A., HOSONO K., TANAKA R., KITAGAWA K., ARAI N.  
A survey of hemispherical total emissivity of the refractory metals in practical use. *Energy*, 2005.

- [PAR 18] PARAB N. D., ZHAO C., CUNNINGHAM R., ESCANO L. I., FEZZAA K., EVERHART W., ROLLETT A. D., CHEN L., SUN T.  
Ultrafast X-ray imaging of laser–metal additive manufacturing processes. *Journal of Synchrotron Radiation*, 2018.
- [PAS 19] PASZKE A., GROSS S., MASSA F., LERER A., BRADBURY J., CHANAN G., KILLEEN T., LIN Z., GIMELSHEIN N., ANTIGA L., DESMAISON A., KOPF A., YANG E., DEVITO Z., RAISON M., TEJANI A., CHILAMKURTHY S., STEINER B., FANG L., BAI J., CHINTALA S.  
PyTorch : An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library. *Advances in Neural Information Processing Systems 32*, p. 8024–8035 Curran Associates, Inc., 2019.
- [PEN 16] PENG J., LI L., LIN S., ZHANG F., PAN Q., KATAYAMA S.  
High-Speed X-Ray Transmission and Numerical Study of Melt Flows inside the Molten Pool during Laser Welding of Aluminum Alloy. *Mathematical Problems in Engineering*, 2016.
- [PER 04] PERDIJON J.  
*La mesure, science et philosophie*. Dominos, flammarion édition, 2004.
- [PEY 08] PEYRE P., AUBRY P., FABBRO R., NEVEU R., LONGUET A.  
Analytical and numerical modelling of the direct metal deposition laser process. *Journal of Physics D : Applied Physics*, 2008.
- [PRO ] PROVE P.-L.  
. « An Introduction to different Types of Convolutions in Deep Learning ». <https://towardsdatascience.com/types-of-convolutions-in-deep-learning-717013397f4d>.
- [ROD 15] RODRIGUEZ E., MIRELES J., TERRAZAS C. A., ESPALIN D., PEREZ M. A., WICKER R. B.  
Approximation of absolute surface temperature measurements of powder bed fusion additive manufacturing technology using in situ infrared thermography. *Additive Manufacturing*, 2015.
- [ROH 13] ROHIT V., ALI J.  
A Comparative Study of Various Types of Image Noise and Efficient Noise Removal Techniques. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, 2013.
- [RUM 85] RUMELHART D. E., HINTON G. E., WILLIAMS R. J.  
Learning Internal Representations by Error Propagation. *Readings in Cognitive Science : A Perspective from Psychology and Artificial Intelligence*, 1985.
- [SAH 88] SAHOO P. K., SOLTANI S., WONG A. K.  
A survey of thresholding techniques. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 1988.
- [SAM 20] SAMPSON R., LANCASTER R., SUTCLIFFE M., CARSWELL D., HAUSER C., BARRAS J.  
An improved methodology of melt pool monitoring of direct energy deposition processes. *Optics and Laser Technology*, 2020.
- [SCH 10] SCHERER D., MÜLLER A., BEHNKE S.  
Evaluation of pooling operations in convolutional architectures for object recognition. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 2010.
- [SEN 12] SENTENAC T., GILBLAS R., HERNANDEZ D., LE MAOULT Y.  
Bi-color near infrared thermoreflectometry : A method for true temperature field measurement. *Review of Scientific Instruments*, 2012.
- [SEN 19] SENTENAC T., GILBLAS R., BUGARIN F.  
Trichromatic thermoreflectometry for an improved accuracy of true temperature field measurement on a multi-material part. *International Journal of Thermal Sciences*, 2019.
- [SHA 20] SHARMA S., SHARMA S., ANIDHYA A.  
Understanding activation functions in neural networks. *International Journal of Engineering Applied Sciences and Technology*, 2020.

- [SHI 15] SHI D., ZOU F., ZHU Z., SUN J.  
Modeling the effect of surface oxidation on the normal spectral emissivity of steel 316L at 1.5  $\mu\text{m}$  over the temperatures ranging from 800 to 1100 K in air. *Infrared Physics and Technology*, 2015.
- [SHI 16] SHI W., CABALLERO J., THEIS L., HUSZAR F., AITKEN A., LEDIG C., WANG Z.  
Is the deconvolution layer the same as a convolutional layer? *arXiv*, 2016.
- [SMU 13] SMUROV I., DOUBENSKAIA M., ZAITSEV A.  
Comprehensive analysis of laser cladding by means of optical diagnostics and numerical simulation. *Surface and Coatings Technology*, 2013.
- [STE 18] STENDER M. E., BEGHINI L. L., SUGAR J. D., VEILLEUX M. G., SUBIA S. R., SMITH T. R., MARCHI C. W., BROWN A. A., DAGEL D. J.  
A thermal-mechanical finite element workflow for directed energy deposition additive manufacturing process modeling. *Additive Manufacturing*, 2018.
- [SVE 21] SVETLIZKY D., DAS M., ZHENG B., VYATSKIKH A. L., BOSE S., BANDYOPADHYAY A., SCHOENUNG J. M., LAVERNIA E. J., ELIAZ N.  
Directed energy deposition (DED) additive manufacturing : Physical characteristics, defects, challenges and applications. *Materials Today*, 2021.
- [SWE 16] SWETHA T. L., BINDU C. H.  
Detection of Breast cancer with Hybrid image segmentation and Otsu's thresholding. *2015 International Conference on Computing and Network Communications, CoCoNet 2015*, 2016.
- [ULY 20] ULYANOV D., VEDALDI A., LEMPITSKY V.  
Deep Image Prior. *International Journal of Computer Vision*, 2020.
- [VAL 22] VALLABH C. K. P., ZHAO X.  
Melt pool temperature measurement and monitoring during laser powder bed fusion based additive manufacturing via single-camera two-wavelength imaging pyrometry (STWIP). *Journal of Manufacturing Processes*, 2022.
- [VAN 09] VANROSSUM G., DRAKE F. L.  
Python 3. *Python 3 Reference Manual* CreateSpace, 2009.
- [Van 14] VAN DER WALT S., SCHÖNBERGER J. L., NUNEZ-IGLESIAS J., BOULOGNE F., WARNER J. D., YAGER N., GOUILLART E., YU T.  
Scikit-image : Image processing in python. *PeerJ*, 2014.
- [WAT 03] WATANABE H., SUSA M., FUKUYAMA H., NAGATA K.  
Near-Infrared Spectral Emissivity of Cu, Ag, and Au in the Liquid and Solid States at Their Melting Points. *International Journal of Thermophysics*, 2003.
- [WIL 16] WILLIAMS S. W., MARTINA F., ADDISON A. C., DING J., PARDAL G., COLEGROVE P.  
Wire + Arc additive manufacturing. *Materials Science and Technology (United Kingdom)*, 2016.
- [WOL 19] WOLFF S. J., WU H., PARAB N., ZHAO C., EHMANN K. F., SUN T., CAO J.  
In-situ high-speed X-ray imaging of piezo-driven directed energy deposition additive manufacturing. *Scientific Reports*, 2019.
- [WOL 22] WOLFF S. J., GOULD B.  
Synchronized in situ X-ray and infrared imaging of laser deposition. *Manufacturing Letters*, 2022.
- [XU 19] XU C., GUO N., ZHANG X., JIANG H., CHEN H., FENG J.  
In situ X-ray imaging of melt pool dynamics in underwater arc welding. *Materials and Design*, 2019.
- [YAB 24] YABO J., JEGOU L., FAULVARCH E., ELGUEDJ T., KAFTANDJIAN V., DUBAR L., BERGHEAU J.-M.  
An improved ALE multiphysics model by considering powder deposition effects on melting pool during Direct Energy Deposition (DED) processes. 2024.

- [YAM 12] YAMADA T., SHOBU T., NISHIMURA A., YONEMOTO Y., YAMASHITA S., MURAMATSU T.  
In-situ X-ray observation of molten pool depth during laser micro welding. *Journal of Laser Micro Nanoengineering*, 2012.
- [YAP 15] YAP C. Y., CHUA C. K., DONG Z. L., LIU Z. H., ZHANG D. Q., LOH L. E., SING S. L.  
Review of selective laser melting : Materials and applications. *Applied Physics Reviews*, 2015.
- [YUA 22] YUAN J., LIU H., LIU W., WANG F., PENG S.  
A method for melt pool state monitoring in laser-based direct energy deposition based on DenseNet. *Measurement : Journal of the International Measurement Confederation*, 2022.
- [ZHA 17a] ZHANG K., ZUO W., CHEN Y., MENG D., ZHANG L.  
Beyond a Gaussian denoiser : Residual learning of deep CNN for image denoising. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017.
- [ZHA 17b] ZHAO C., FEZZAA K., CUNNINGHAM R. W., WEN H., DE CARLO F., CHEN L., ROLLETT A. D., SUN T.  
Real-time monitoring of laser powder bed fusion process using high-speed X-ray imaging and diffraction. *Scientific Reports*, 2017.
- [ZHA 19] ZHANG Q., ZHANG M., CHEN T., SUN Z., MA Y., YU B.  
Recent advances in convolutional neural network acceleration. *Neurocomputing*, 2019.
- [ZHA 21a] ZHANG Y. M., LIM C. W., TANG C., LI B.  
Numerical investigation on heat transfer of melt pool and clad generation in directed energy deposition of stainless steel. *International Journal of Thermal Sciences*, 2021.
- [ZHA 21b] ZHANG Z., LIU Z., WU D.  
Prediction of melt pool temperature in directed energy deposition using machine learning. *Additive Manufacturing*, 2021.
- [ZHE 19] ZHENG B., HALEY J. C., YANG N., YEE J., TERRASSA K. W., ZHOU Y., LAVERNIA E. J., SCHOENUNG J. M.  
On the evolution of microstructure and defect control in 316L SS components fabricated via directed energy deposition. *Materials Science and Engineering : A*, 2019.
- [ZHU 07] ZHU G., ZHANG S., QINGSHUANG Z., WANG C.  
Boundary-based image segmentation using binary level set method. *Optical Engineering*, 2007.



**FOLIO ADMINISTRATIF**  
**THESE SOUTENUE DEVANT L'INSTITUT NATIONAL DES SCIENCES APPLIQUEES DE LYON**

NOM : JEGOU

DATE de SOUTENANCE : jour mois année

Prénoms : Loïc, Roger, Robert

TITRE : Identification par radioscopie X et thermographie in-situ du bain de fusion lors de la fabrication additive d'une pièce métallique

NATURE : Doctorat

Numéro d'ordre : 2010-ISAL-XXX

École doctorale : MEGA

Spécialité : Mécanique - Génie Mécanique

Cote B.I.U. - Lyon : T 50/210/19 / et bis

CLASSE :

RESUME :

Les promesses des procédés de fabrication additive de pièces métalliques sont nombreuses : concevoir des géométries complexes, maîtriser les propriétés mécaniques, réduire la quantité de matière première nécessaire... Pourtant, les technologies additives par laser ont encore aujourd'hui bien du mal à s'imposer dans le domaine industriel. La stabilité du bain de fusion, la zone fondue par le laser où se déroule l'apport de matière, est un élément critique de la maîtrise de ces procédés DED (pour *Direct Energy Deposition*). Les travaux de thèse ont porté sur la surveillance du bain de deux façons différentes. D'abord à l'aide d'une caméra RGB pour effectuer des mesures thermiques en surface du bain grâce à la méthode bichromatique. Puis ensuite via la mise en place d'un dispositif expérimental mobile pour effectuer du contrôle par rayons X. L'utilisation d'auto-encoders, un type de réseau de neurones pour l'analyse d'images, a permis d'identifier le bain de fusion sur les radioscopies.

MOTS-CLÉS : Fabrication additive, DED-LB, bain de fusion, thermographie, bichromatique, rayons X, radioscopie, réseaux de neurones, auto-encoder

Laboratoires de recherche : Laboratoire Vibrations Acoustique  
INSA de Lyon  
25 bis avenue Jean Capelle  
69621 Villeurbanne Cedex FRANCE

Laboratoire de Mécanique des Contacts et des Structures  
UMR CNRS 5259 - INSA de Lyon  
18-20 rue des Sciences  
69621 Villeurbanne Cedex FRANCE

Directeurs de thèse : Valérie KAFTANDJIAN ; Thomas ELGUEDJ

Président du jury : Patrice Peyre

Composition du jury : Patrice Peyre	Thierry Sentenac
Cyril Bordreuil	Pierre Kerfriden
Valérie Kaftandjian	Thomas Elguedj