THÈSE POUR OBTENIR LE GRADE DE DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE MONTPELLIER

En Mécanique et Génie Civil

École doctorale Information Structures Systèmes

Unité de recherche LMGC - UMR 5508

Détection de dérives en temps réel lors de la mise en œuvre de procédés de soudage par analyse expérimentale et apprentissage automatique

Présentée par Théo BOUTIN
le 21 Avril 2023

Sous la direction de Cyril BORDREUIL

Devant le jury composé de

Eric LACOSTE, Professeur, I2M Université de Bordeaux	Rapporteur
Patrice PEYRE, Directeur de recherche, PIMM ENSAM Paris	Rapporteur
Isabelle CHOQUET, Senior Lecturer, Högskolan Väst	Examinatrice
André CHRYSOCHOOS, Professeur, LMGC Université de Montpellier	Président
Josselin DELMAS, Ingénieur de recherche, EDF R&D	Co-encadrant
Damien BOREL, Ingénieur de recherche, EDF R&D	Co-encadrant
Issam BENDAOUD, Maître de conférences, LMGC Université de Montpellier	Co-encadrant
Cyril BORDREUIL, Professeur, LMGC Université de Montpellier	Directeur
Emmanuel CHANTELAT, Expert soudage IWE, EDF DI	Invité

UNIVERSITÉ DE MONTPELLIER

Remerciements

Les remerciements, dernier chapitre du parcours du combattant pour un doctorant qui vient clôturer trois belles années mais surtout 8 années d'étude passées à côté de superbes personnes tant à la fois professionnel et personnel.

Tout d'abord, je tiens à remercier Isabelle CHOQUET, André CHRYSOCHOOS, Patrice PEYRE, Eric LACOSTE ainsi que Emmanuel CHANTELAT d'avoir accepté de faire partie de mon jury. Merci pour votre contribution, votre expertise et votre temps alloué afin d'évaluer mon travail de recherche. Je tiens à vous remercier tout particulièrement pour les commentaires constructifs que vous avez apportés lors de ma soutenance. Vos observations et votre engagement dans les discussions ont ouvert de nouvelles perspectives et ont contribué à améliorer la qualité de ma recherche. La pertinence des échanges scientifiques et humains étaient très enrichissants et agréables. Je tiens à exprimer ma reconnaissance envers l'ensemble du jury de thèse, la diversité des opinions et des perspectives apportées par chacun de vous a contribué à une évaluation approfondie et équilibrée de mon travail. Je suis reconnaissant pour les délibérations consciencieuses qui ont suivi ma présentation et pour l'attribution du grade de docteur. Cette reconnaissance est une source de fierté et de motivation pour moi.

Ensuite, cette thèse n'aurait pas vu le jour sans le financement d'EDF R&D en collaboration avec le Laboratoire de Mécanique et Génie Civil (LMGC) de l'université de Montpellier et plus particulièrement l'équipe de l'assemblage soudé. Je remercie donc mes encadrants. Votre encadrement attentif et bienveillant, votre expertise et votre soutien constant tout au long de ce parcours de recherche ont été d'une importance capitale et ont grandement contribué à la réussite de ma thèse. Je tiens à vous remercier pour votre confiance en moi et pour m'avoir donné l'opportunité de mener cette recherche passionnante. Votre expérience et votre connaissance approfondie du domaine m'ont ouvert de nouvelles perspectives et m'ont permis d'explorer des concepts et des idées novatrices. Je tiens à remercier, Damien avec qui j'ai pu échanger sur de nombreuses thématiques, sans oublier son compatriote de laboratoire Alexandre, Issam avec qui j'ai également eu de superbes échanges tant humain que technique et scientifique. Merci encore pour ton soutien. Josselin, alias G.I.Joe, le collègue poto, merci pour ta bienveillance, ta bonne humeur, ton humour et ton soutien quotidien. Pour finir, Cyril, qui me suit et me soutien depuis non pas 3 ans mais presque 9 ans. Passer d'enseignant à encadrants puis poto également, merci pour ton aide précieuse, ton soutien et tes superbes conseils tant à la fois personnels que professionnels, ton encadrement, ton dynamisme et ta passion à faire avancer le domaine dans lequel tu évolues depuis de nombreuses années maintenant.

Merci également à l'ensemble des collègues de l'équipe assemblage soudé qui m'ont également suivi depuis le début de mes études. La collaboration avec vous a été extrêmement enrichissante, et je suis reconnaissant pour toutes les discussions et les échanges personnels, professionnels et scientifiques que nous avons eus. La synergie au sein du groupe a été un facteur clé dans la réussite de ma thèse.

Pendant ces trois ans, j'ai fait de belles rencontres. Sofiane, merci pour ta gentillesse, ton calme et ta bonne humeur. Sami et Pablo, les divas du bureau de la chance qui est également appelé le bureau « africain ». Merci à vous trois pour tous ces moments passés à parler, rigoler. Je tiens à vous remercier pour les nombreuses discussions que nous avons eues à propos de mes recherches. Votre intérêt sincère pour mon domaine d'études et vos questionnements pertinents ont contribué à élargir mes perspectives et à nourrir ma réflexion. Vos encouragements et vos félicitations à chaque étape

importante de ma thèse ont renforcé ma confiance en moi et ont été une source de fierté. Enfin, je tiens à exprimer ma gratitude pour votre présence lors de ma soutenance de thèse. Je souhaite exprimer également ma reconnaissance à tous les membres de la compétence soudage : Vincent, Rafael, Jules, Audrey, David, Laurent et Laurent.

Bien sûr, impossible d'oublier mes potos Lyonnais (énumérer tous les prénoms seraient trop long mais je n'en oublie aucun), amis depuis de longue date et toujours présents, une deuxième petite famille aujourd'hui, qui est chère à mon cœur. Il est difficile d'exprimer à quel point votre amitié et votre soutien ont été précieux tout au long de ma vie. Vos encouragements, vos oreilles attentives et nos soirées traquenards qui m'ont permis de garder le cap, dans les bons comme les mauvais moments (je repartais de Lyon plus fatigué que reposé mais avec néanmoins la tête vidé). Je tiens donc à vous adresser mes plus sincères remerciements pour votre présence inestimable. Je suis également reconnaissant pour notre amitié / amour qui est resté intact depuis le début. On ne change pas une équipe qui gagne. Enfin, je tiens à exprimer ma gratitude pour votre influence positive sur ma vie, tous ces moments passés allant de la cure aux soirées vagabondes dans notre superbe belle ville de Lyon, une cheville en moins puis une deuxième en jouant au tennis-ballon. Merci également au soutien des potos rencontrés au cours de mon parcours d'ingénieur Polytech, on en aura fait des bêtises et ce n'est pas fini.

Je remercie évidemment ma famille (oncles, tantes, couz) pour son irremplaçable soutien, amour et les encouragements qui tout au long de mon parcours de thèse ont été inestimables et ont joué un rôle crucial afin de mener à bien mon projet. Je souhaite également exprimer ma gratitude pour avoir pu faire le déplacement le jour de ma soutenance ou ceux à distance, vos encouragements étaient dans mon cœur. Je suis fier de pouvoir partager cette réussite avec vous tous et je suis reconnaissant d'avoir une famille aussi merveilleuse (toujours au rendez-vous dans les moments importants). Vos félicitations chaleureuses ont rendu cette réussite encore plus significative pour moi.

Un grand merci à mes parents, mon frère et ma sœur pour avoir été là le jour J. Je tiens à vous exprimer ma reconnaissance infinie pour votre amour, votre soutien inconditionnel et votre dévouement tout au long de ce périple. Vous avez été essentiels dans ma réussite, et je ne saurais jamais assez vous remercier pour tout ce que vous avez fait pour moi. Votre soutien constant et votre présence réconfortante ont été ma source de force pendant toutes ces années. Je tiens également à vous remercier pour votre confiance en moi. Vous avez toujours cru en mes capacités même lorsque j'ai douté de moi. Votre soutien m'a donné le courage de poursuivre mes ambitions et de m'engager dans cette aventure de recherche. Savoir que vous étiez là pour célébrer ce moment important de ma vie a rendu cette étape encore plus significative. Votre présence témoigne d'un amour partagé.

Encore un grand merci à tous !

Théo BOUTIN

Table des matières

Nomenclature des abréviations **xvii**

Introduction **1**

1 Principes du soudage et état de l'art des techniques de contrôle d'une opération de soudage **7**
1.1 Introduction . . . 8
1.2 Généralités sur le soudage . . . 8
1.2.1 Le procédé de soudage TIG . . . 10
1.2.1.1 Le générateur de courant . . . 11
1.2.1.2 La torche . . . 12
1.2.2 Aspect énergétique . . . 14
1.2.3 Les positions de soudage . . . 15
1.3 Qualité des assemblages soudés . . . 15
1.3.1 Qualification de modes opératoires de soudage . . . 15
1.3.2 Types et localisation des défauts recherchés . . . 17
1.3.3 Les défauts en soudage . . . 17
1.3.3.1 Les fissures . . . 17
1.3.3.2 Les retassures . . . 18
1.3.3.3 Les porosités / soufflures . . . 18
1.3.3.4 Les manques de fusion . . . 19
1.3.3.5 La pénétration . . . 19
1.3.4 Conclusion intermédiaire . . . 20
1.4 Physique du procédé . . . 20
1.4.1 Les différents domaines . . . 20
1.4.2 Mécanismes physiques lors d'un transfert TIG . . . 21
1.4.2.1 Équations de conservation . . . 21
1.4.2.2 Modélisation équivalente de l'arc . . . 22
1.4.3 Forces thermo-convectives dans un bain de fusion . . . 23
1.4.3.1 Forces volumiques . . . 24
1.4.4 Tension de surface, interface liquide-solide . . . 27
1.4.4.1 Tension de surface . . . 27
1.4.4.2 Autres forces surfaciques . . . 28
1.4.5 Conclusion intermédiaire . . . 31
1.5 Contrôle *in-situ* de l'opération de soudage . . . 31
1.5.1 Surveillance de l'opération de soudage . . . 31
1.5.1.1 Spectromètres . . . 31
1.5.1.2 Capteurs acoustiques . . . 32
1.5.1.3 Capteurs thermiques . . . 33
1.5.1.4 Caméras pour l'observation de la géométrie du bain . . . 35
1.5.1.5 Conclusion intermédiaire . . . 37
1.5.2 Contrôle en ligne d'une opération de soudage . . . 37
1.5.2.1 Analyse Spectroscopique . . . 37
1.5.2.2 Analyse Acoustique . . . 39
1.5.2.3 Thermographie infrarouge . . . 40

1.5.2.4 Observation *in-situ* de la géométrie du bain . . . 41
1.5.2.5 Conclusion intermédiaire . . . 45
1.6 Conclusion . . . 47

2 Instrumentation et traitement des données **49**
2.1 Introduction . . . 50
2.2 Instrumentation du soudage à l'arc TIG . . . 50
2.2.1 Perturbations dues à l'environnement de mesure . . . 51
2.2.2 Les capteurs . . . 51
2.2.2.1 Mesure des paramètres procédés . . . 51
2.2.2.2 Acoustique . . . 54
2.2.2.3 Spectromètre . . . 55
2.2.2.4 Caméra monochromatique . . . 55
2.2.2.5 Caméra thermique . . . 56
2.2.2.6 Carte d'acquisition . . . 56
2.2.3 Mise en place des capteurs . . . 57
2.2.3.1 Principe de l'instrumentation optique . . . 57
2.2.3.2 Choix du filtre contre le rayonnement de l'arc . . . 57
2.2.3.3 Observation du bain liquide . . . 59
2.2.3.4 Calibration des images . . . 59
2.2.3.5 Synchronisation des capteurs . . . 60
2.2.3.6 Conclusion sur le choix des capteurs . . . 62
2.3 Capitalisation des données . . . 62
2.3.1 Structuration des données expérimentales . . . 62
2.3.1.1 Traçabilité . . . 62
2.3.1.2 Stockage des données brutes . . . 62
2.4 Présentation d'un essai . . . 63
2.4.1 Dispositif expérimental . . . 63
2.4.2 Torche de soudage . . . 64
2.4.3 Matériaux utilisés . . . 64
2.4.4 Géométrie et dimensions de la maquette . . . 65
2.4.5 Paramètres utilisés . . . 65
2.4.6 Description de l'essai . . . 65
2.4.7 Analyse des résultats . . . 66
2.4.7.1 Paramètres procédé . . . 66
2.4.7.2 Observation de la scène de soudage . . . 67
2.5 Traitements des données . . . 67
2.5.1 Traitement des images en TIG . . . 68
2.5.1.1 Analyse du bain de soudage . . . 69
2.5.1.2 Traitement des images . . . 70
2.5.1.3 Extraction des points géométriques . . . 71
2.5.1.4 Non-détection des contours . . . 72
2.5.1.5 Erreur de mesure sur la détection de contour . . . 74
2.5.1.6 Conclusion sur le traitement des images . . . 75
2.5.2 Étude acoustique en TIG . . . 76
2.5.2.1 Acquisition et analyse fréquentielle du signal par FFT . . . 76
2.5.2.2 Analyse fréquentielle du signal par ondelette . . . 77
2.5.2.3 Conclusion sur l'étude acoustique . . . 78
2.6 Conclusion . . . 78

3 Contrôle du soudage basé sur l'intelligence artificielle **81**
3.1 Introduction . . . 82
3.2 Comportement du bain de fusion . . . 82
3.2.1 Configuration de dépôt . . . 83
3.2.2 Mode opératoire . . . 83
3.2.3 Influence des paramètres procédés sur les dimensions de la zone fondue . . . 84
3.2.3.1 Observation du bain de fusion . . . 85
3.2.3.2 Dimensions du bain de fusion en surface . . . 87
3.2.3.3 Analyse macrographique . . . 88
3.2.3.4 Surface du métal déposé . . . 90
3.2.4 Conclusion . . . 93
3.3 L'intelligence artificielle pour le contrôle du soudage . . . 93
3.3.1 Introduction . . . 93
3.3.2 Apprentissage supervisé . . . 94
3.3.3 Modèles d'apprentissage Automatique . . . 95
3.3.4 Réseau de neurones . . . 99
3.4 Mise en place des méthodes de contrôle : classification . . . 104
3.4.1 Structure de la base de données d'apprentissage . . . 105
3.4.1.1 Mise en place de l'apprentissage profond . . . 106
3.4.1.2 Mise en place de l'apprentissage automatique . . . 109
3.4.2 Comparaison des temps de calcul . . . 111
3.4.3 Phase de prédiction des modèles . . . 113
3.4.3.1 Essais complémentaires . . . 113
3.4.3.2 Classification avec un algorithme d'apprentissage profond . . . 115
3.4.3.3 Classification par apprentissage automatique et caractéristiques du contour du bain . . . 117
3.4.3.4 Comparaison des temps de calcul pour les deux méthodes . . . 121
3.4.3.5 Comparaison des modèles . . . 121
3.5 Conclusion . . . 123

4 Détection d'une dérive dans un chanfrein étroit **127**
4.1 Introduction . . . 128
4.2 Dispositif expérimental . . . 129
4.2.1 Instrumentation . . . 129
4.2.2 Matériaux, géométrie et dimensions de la maquette . . . 129
4.2.3 Mode opératoire . . . 131
4.3 Comportement du bain de fusion en fonction de la gravité . . . 131
4.3.1 Introduction . . . 131
4.3.2 Paramètres procédés . . . 131
4.3.3 Étude de la géométrie du bain de fusion lors d'une modification de la position de soudage . . . 132
4.3.3.1 Schéma du dépôt . . . 132
4.3.3.2 Observation du bain de fusion . . . 133
4.3.3.3 Analyse macrographique . . . 136
4.3.3.4 Caractérisation des effets . . . 138
4.4 IA et dérives en soudage . . . 141
4.4.1 Introduction . . . 141
4.4.2 Méthodes de contrôle par régression . . . 144
4.4.3 Présentation du modèle de régression . . . 144
4.5 Structure de la base de données d'apprentissage . . . 147
4.5.1 Décalage du tungstène dans les deux directions . . . 148
4.5.2 Décalage du tungstène dans une direction . . . 148
4.6 Mise en place des méthodes de contrôle : régression . . . 149

4.6.1 Essais pour la prédiction . . . 149
4.6.2 Phase de prédiction du modèle de régression linéaire . . . 152
4.6.2.1 Prédiction pour ML 1 . . . 152
4.6.2.2 Prédiction pour ML2 . . . 153
4.6.2.3 Prédiction pour ML 3 . . . 153
4.6.2.4 Prédiction pour ML4 . . . 154
4.6.2.5 Prédiction pour ML5 . . . 155
4.6.2.6 Conclusion sur les modèles . . . 155
4.7 Conclusion . . . 156

5 Application des moyens développés à une opération de soudage de tuyauterie industrielle 157
5.1 Introduction . . . 158
5.2 Mode opératoire . . . 158
5.3 Dispositif expérimental . . . 158
5.3.1 Torche de soudage . . . 160
5.3.2 Synchronisation des capteurs . . . 160
5.3.3 Paramètres procédés . . . 160
5.3.4 Mesure Acoustique . . . 160
5.3.5 Observation du bain de fusion . . . 161
5.4 Influence du mode opératoire sur les dimensions de la zone fondue . . . 163
5.5 Apprentissage automatique en cours de fabrication . . . 166
5.5.1 Détection d'anomalie sur le comportement du bain de fusion . . . 167
5.5.2 Création de la base de données d'apprentissage . . . 168
5.5.3 Apprentissage supervisé pour la passe N en fonction de la passe N-1 . . . 170
5.5.4 Enrichissement de la base de données en cours de fabrication . . . 171
5.6 Temps de traitement . . . 171
5.7 Conclusion . . . 172

Conclusion et perspectives 175

A Exemple de Descriptif de Mode Opératoire de Soudage (DMOS) 189

B Hypothèse de la calotte cylindrique 191

C Glossaire intelligence artificielle 195

D Matrice régression 199

Table des figures

1 Schéma du principe de fonctionnement d'une centrale nucléaire. 1
2 Protocole pour réaliser une opération de soudage. 2
3 Chaîne de contrôle pouvant être mise en place pour une opération de soudage. 3
4 Développement des différentes parties de la chaîne de contrôle développée. 4

1.1 Classification des procédés de soudage [49]. 9
1.2 Exemples de types d'assemblages rencontrés lors d'une opération de soudage ; (a) soudure bout à bout sans apport de métal ; (b) soudure avec métal d'apport dans un chanfrein en V ; (c) soudure avec métal d'apport dans un chanfrein en X ; (d) soudure en angle avec apport de métal. 10
1.3 Principe du procédé de soudage TIG. 11
1.4 Arc électrique. 12
1.5 Signal mesuré in-situ des paramètres procédés en régime continu ; (a) tension, (b) intensité. 12
1.6 Signal mesuré in-situ de la tension et l'intensité en régime pulsé. 13
1.7 Variations de la tension de l'arc (V) en fonction de l'angle d'affûtage de l'électrode (°), du gaz utilisé, et de la vitesse de soudage ($mm.s^{-1}$) pour une hauteur d'arc de 2,54 mm, une intensité de 175 A et une pièce en acier HY-80 [102]. 13
1.8 Visualisation de la face endroit et envers de la pièce. 14
1.9 Exemple de positions de soudage ; (a) position à plat (PA), (b) position en corniche (PC), (c) position en verticale montante (PF), (d) position en verticale descendante (PG). 16
1.10 Réprésentation des défauts de soudage sur un assemblage. 17
1.11 Représentation des différents types de fissures en soudage. 18
1.12 Représentation de différents cas de retassures en soudage. 18
1.13 Présentation des différentes porosités présentes en soudage. 19
1.14 Représentation du manque de fusion présent en soudage. 19
1.15 Représentation du manque de pénétration et d'un excès présent en soudage. 20
1.16 Phénomènes physiques pris en compte dans le bain de soudage : position à plat. . . . 21
1.17 Forces motrices pour la convection du bain de fusion : (a, b) force de flottabilité ; (c, d) force de Lorentz ; (e, f) force de tension superficielle ; (g, h) contrainte de cisaillement causée par le plasma d'arc. [108]. 23
1.18 (a, b) Force de flottabilité [108]. 24
1.19 Influence de la position de soudage sur la force de flottabilité et l'écoulement pour 150 A de courant d'après Traidia [131]. 25
1.20 (à droite) Montage expérimental en translation en position à plat ; (à gauche) zones d'observation du montage en position à plat et en corniche. 25
1.21 (a) Visualisation du contour du bain en position à plat ; (b) visualisation du contour du bain en position corniche ; (c) visualisation des écoulements supposés en surface libre du bain de fusion à plat ; (d) visualisation des écoulements supposés en surface libre du bain de fusion en corniche ; (e) macrographie pour la position à plat, (f) macrographie pour la position en corniche. 26
1.22 (c, d) Force de Lorentz [108]. 26
1.23 Exemple d'une variation de la position du tungstène dans un chanfrein étroit et l'influence des forces de Lorentz sur le comportement du bain de fusion. 27

1.24 Équilibre d'une goutte posée sur un plan solide (ici la gravité est négligée). 28
1.25 Équilibre d'un cordon solidifié en coupe transversale. 28
1.26 Contrainte de cisaillement causée par le plasma d'arc [108]. 29
1.27 Influence du gradient de tension de surface sur la géométrie du bain de soudage [108]. 30
1.28 Influence de la teneur en soufre sur le bain fusion : (a) 260ppm, (b) 70ppm [72]. 30
1.29 (a) Exemple de spectre émis avec le procédé TIG sur une éprouvette en acier inoxydable protégé contre l'oxydation par de l'argon [74] ; (b) exemple de spectre émis avec le procédé GMAW sur une éprouvette en SAE 1020 protégé contre l'oxydation par un mélange de argon-CO2 [2]. 32
1.30 (a) Comportement de la température électronique le long du cordon de soudure avec des défauts. (A) : présence de graisse ; (B) : oxydation ; (C) : inclusion de laitier. (b) (A) : inclusion métallique (tungstène) ; (B) : porosité ; (C) : manque de pénétration [2]. . . . 32
1.31 Schéma de principe de l'instrumentation mise en place pour le contrôle du procédé TIG [25]. 33
1.32 (a) Identification défaut de soudage par analyse des paramètres procédé et la variation de pression acoustique [25] ; (b) apparition d'un défaut en cours de soudage : signal acoustique et la visualisation de la soudure [27]. 34
1.33 Évolution de la température inter-couches de la paroi et comparaison des résultats simulation - expérimentation [59]. 35
1.34 (a) Schéma de principe de l'instrumentation mise en place pour le contrôle du procédé TIG ; (b) exemple de détection de contour sur une image acquise [73]. 36
1.35 Modes d'oscillation des gouttelettes [7]. 36
1.36 Schéma de principe de l'instrumentation mise en place pour le contrôle du procédé TIG [6]. 37
1.37 (a) Présence de porosité due à une réduction du débit d'argon : signal du capteur et résultat du contrôle par ressuage ; (b) présence d'excès de pénétration, réponse du capteur indiquant une chute du signal en dessous du seuil inférieur et résultat d'une inspection par rayons X du cordon de soudure [6]. 38
1.38 (a) Visualisation de l'essai de référence sans présence de dérives avec aspect du cordon solidifié, sa courbes de température électronique et le résultat en sortie de l'algorithme d'apprentissage automatique ; (b) visualisation d'une apparition d'un défaut dû à une réduction de gaz avec classification de celui-ci par apprentissage automatique [92]. . . 39
1.39 Méthodologie adoptée dans cette étude pour classer les défauts de soudure [127, 128] . 40
1.40 Configuration expérimentale d'un test PVR et mise en place d'une caméra thermique [5]. 41
1.41 Estimation de la contrainte principale maximale, simulation éléments finis et l'intervalle de confiance à partir des données du côté de la caméra infrarouge. 42
1.42 (a) Schéma de principe de l'instrumentation mise en place pour le contrôle du procédé TIG ; (b) montage pour l'observation du bain en face endroit et envers [29–31]. 42
1.43 (a) Visualisation de la face endroit et envers de l'assemblage ; (b) résultat de la prédiction de l'algorithme d'apprentissage automatique permettant le contrôle de l'état de pénétration de la soudure. 43
1.44 Résultats de prédiction pour l'échantillon analysé [103]. 43
1.45 Schéma de l'approche proposée par You et al. [146] pour la surveillance du processus de soudage au laser et le diagnostic des défauts. 44
1.46 Échantillons de formation, a) vitesse de soudage élevée, b) manque de fusion, c) contamination, d) manque de gaz de protection, e) excès de pénétration, f) bonne soudure [11]. 45
1.47 (a) Résultat de la prédiction du modèle de classification (humping, pas de humping) et de régression (puissance laser, vitesse d'avance), (b) résultat de l'algorithme CAM dans deux configurations pour chaque label à prédire 46

2.1 Présentation des méthodes développées. 50
2.2 Capteurs pour la mesure de paramètres procédés. 52

2.3 Exemple de mesure de tension lors de l'opération de soudage ; (a) mesure en courant continu ; (b) mesure en courant pulsé. . . . 52
2.4 Exemple de mesure d'intensité lors de l'opération de soudage. . . . 53
2.5 (a) Exemple d'une mesure de vitesse de fil lors de l'opération de soudage ; (b) Exemple d'une mesure de débit de gaz de protection lors de l'opération de soudage. . . . 53
2.6 Exemple du spectre d'émission de l'Argon pour une intensité de 150 A dans notre cas d'étude. . . . 55
2.7 Réponse spectrale théorique du capteur des caméras Alvium (données constructeur). 56
2.8 Principe de l'instrumentation optique. . . . 57
2.9 Exemple de spectre mesuré à différentes intensités. . . . 58
2.10 (a) Acquisition en vue de dessus avec un filtre à une longueur d'onde de 810nm ; (b) acquisition en vue de dessus avec un filtre à une longueur d'onde de 980nm. . . . 58
2.11 Positionnement des caméras et leur champ de vision. . . . 59
2.12 (a) Exemple d'une image acquise en vue de dessus, (b) exemple d'une image acquise en vue de coté. . . . 60
2.13 Processus de redressement des images. (a) image brute ; (b) mire de calibration ; (c) image redressée. . . . 60
2.14 Principe d'une chaîne d'acquisition. . . . 61
2.15 Câblage de la chaîne d'acquisition. . . . 61
2.16 Structure de la base de données. . . . 63
2.17 Schéma global de câblage du montage expérimental de cette configuration. . . . 64
2.18 Présentation de la maquette, (a) dimensions de la plaque soudée et représentation de la zone de soudage, (b) segmentation de la zone de soudage pour variation des paramètres opératoires. . . . 66
2.19 Mesure des paramètres procédés TIG. . . . 68
2.20 Images brutes pour l'observation de la scène de soudage. . . . 69
2.21 (a) Exemple d'une image acquise en vue de dessus, (b) exemple d'une image acquise en vue de coté. . . . 70
2.22 (a) Rectification de l'image à partir de la mire de calibration, (b) utilisation du filtre à seuil adaptatif, (c) utilisation du filtre de Canny, (d) détection des bords par la méthode des formes α couplée à la théorie des graphes. . . . 71
2.23 (a) Caractéristiques géométriques extraites d'un contour du bain de soudure, (b) fluctuation du bain tout en gardant une aire et largeur constante. . . . 72
2.24 Caractéristiques géométriques en fonction du temps extraites du contour. . . . 73
2.25 Impact du courant sur le rayonnement de l'arc, (a) image acquise lors d'un essai à 100 A, (b) image acquise lors d'un essai à 180 A. . . . 74
2.26 Pourcentage de détection des contours pour les deux champs de vision ; (a) vue latérale ; (b) vue supérieure. . . . 74
2.27 Pourcentage de détection de l'erreur de mesure du contour de bain de soudure entre expérimental et théorique ; (a) vue latérale ; (b) vue supérieure. . . . 75
2.28 Pourcentage d'erreur de détection de contour du bain de soudure de tous les contours expérimentaux par rapport à mesure théorique (manuelle). (a) Vue latérale. (b) Vue de dessus. . . . 75
2.29 (a) Exemple de résultat brut par analyse acoustique, (b) Analyse fréquentielle du signal acoustique. . . . 76
2.30 Exemple de résultat brut par analyse acoustique avec représentation des zones d'intérêt, (b) analyse fréquentielle du signal acoustique pour chaque zone d'intérêt. . . . 77
2.31 Exemple de résultat de l'analyse fréquentielle du signal par ondelette continue pour chaque zone d'intérêt, (a) CWT pour t = [16s - 16.5s], (b) CWT pour t = [21.5s - 22s], (c) CWT pour t = [26.5s - 27s],(d) CWT pour t = [36s - 36.5s]. . . . 78

3.1 Présentation des outils d'analyse et de contrôle développés dans cette partie. . . . 82

3.2 (a) Schéma représentant la distribution de la chaleur dans une configuration avec apport de métal, (b) image brute d'une image acquise avec la caméra latérale. 83
3.3 Schéma global de câblage du montage expérimental lors de cette configuration. 84
3.4 Présentation de la maquette, géométrie de la plaque soudée ainsi que la représentation de la zone de soudage. 84
3.5 Schéma représentatif des écoulements supposés en surface du bain de fusion ; (a) courant 150 A, (b) courant 180 A. 85
3.6 Influence d'une modification de l'intensité sur le comportement du bain ; analyse de la formation de la goutte due au transfert de l'énergie (a) courant 150 A, (b) courant 180 A. 86
3.7 Influence d'une modification de l'intensité sur le comportement du bain ; (a) largeur du bain de fusion, (b) longueur du bain de fusion. 87
3.8 Influence d'une modification de l'intensité sur le comportement du bain. 88
3.9 Coupe macrographique avec différentes quantités à analyser ; (a) courant de 150 A, (b) courant de 180 A. 89
3.10 Schéma de la calotte cylindrique pour un courant de 150A. 90
3.11 Approximation d'un passe de cercle sous la surface libre du bain de fusion ; (a) courant de 150 A, (b) courant de 180 A. Pourcentage de l'erreur relative du rayon du cercle entre expérimental et théorique ; (a) courant de 150 A, (b) courant de 180 A. 92
3.12 Apprentissage supervisé. 95
3.13 Structure des étapes d'apprentissage pour un algorithme de machine learning. 96
3.14 Illustration d'un exemple de l'algorithme K-plus proches voisins en 2d pour un k =5. Dans cette exemple, la classe qui domine est 1 donc le point X appartiendra à la classe 1. 96
3.15 Exemple d'un arbre de décision de profondeur 2 adapté à la base de données de l'iris [ref], utilisant uniquement la longueur et la largeur des pétales. 97
3.16 Exemple d'une forêt aléatoire. 98
3.17 Exemple de validation croisée, partitionnement aléatoirement des données de train et de test en n sous-ensemble. 100
3.18 (a) Architecture d'un perceptron ; (b) exemple de fonction d'activation. 100
3.19 Architecture d'un perceptron multi-classe. 101
3.20 Architecture d'un perceptron multi-couche. 102
3.21 Exemple d'architecture d'une réseau de neurones à convolutions. 102
3.22 (a) Exemple d'une étape de convolution, (b) exemple d'une étape de Max Pooling suivi d'une étape de flattening. 103
3.23 mise en commun de la moyenne globale (Global Average Pooling) [121]. 103
3.24 Méthode Class Activation Map. 104
3.25 Présentation de la maquette, géométrie de la plaque soudée ainsi que la représentation de la zone de soudage. 105
3.26 Processus de traitement des images brutes à la prédiction du modèle utilisé ; (a) apprentissage automatique (ML), (b) apprentissage profond (DL). 106
3.27 Données utilisées pour l'entraînement du modèle CNN. 107
3.28 Structure du modèle de classification par CNN. 107
3.29 Évolution de la précision et des pertes pendant la phase d'entraînement et de validation. 108
3.30 Sortie de la première couche convolutionnelle pour un courant de 150 A. Présentation des 8 premiers filtres. 109
3.31 Résultat de la méthode Class Activation Map dans notre étude. (a) image du champ supérieur, (b) image du champ latéral. 110
3.32 Données d'entrée pour l'entraînement des modèles ML. 111
3.33 Présentation des caractéristiques géométriques alimentant le modèle de ML 112
3.34 Géométrie du métal de base pour les deux expérimentations, (a) géométrie expérimentation avec changement de paramètres, (b) géométrie avec présence de rainure en face endroit, (c) maquette finie pour la variation des paramètres procédés, (d) maquette finie pour la modification de l'épaisseur du métal de base. 114

3.35 Structure de prédiction pour un modèle de DL ou ML. 115
3.36 Résultats de classification du DMOS à partir du modèle de DL développé pour un changement de paramètre, résultat pour le champ de vision supérieur. 116
3.37 Résultats de classification du DMOS à partir du modèle d'apprentissage profond développé pour une modification de l'épaisseur du métal de base 116
3.38 Résultat de prédiction d'un contour géométrique pour l'algorithme KNN. 117
3.39 En haut à gauche, évolution de la largeur du bain de fusion au cours du temps ; en haut à droite, évolution de la longueur du bain de fusion au cours du temps ; en bas à gauche, évolution de l'aire du bain de fusion au cours du temps ; en bas à droite, géométrie du métal de base pour la première expérience. 119
3.40 Résultats de prédiction des différents modèles de ML lors d'un changement de paramètres, (a) Classification pour l'algorithme KNN, (b) Classification pour l'algorithme DT, (c) Classification pour l'algorithme RF, (d) Classification pour l'algorithme CNN 1D. 120
3.41 En haut à gauche, évolution de la largeur du bain de fusion au cours du temps ; en haut à droite, évolution de la longueur du bain de fusion au cours du temps ; en bas à gauche, évolution de l'aire du bain de fusion au cours du temps ; en bas à droite, géométrie du métal de base pour la première expérience. 121
3.42 Résultats de prédiction des différents modèles de ML lors d'un changement de l'épaisseur, (a) classification pour l'algorithme KNN, (b) classification pour l'algorithme DT, (c) classification pour l'algorithme RF. 122
3.43 Processus de traitement des images brutes à la prédiction du modèle utilisé ; (a) apprentissage automatique (ML), (b) apprentissage profond (DL). 122
3.44 (a) Exemple d'une matrice de confusion pour le modèle KNN. Représentation des résultats de la matrice de confusion sous forme de d'histogramme, (b) modèle CNN2D, (c) modèle CNN1D, (d) modèle KNN, (e) modèle DT, (f) modèle RF. 124

4.1 Présentation des outils d'analyse et de contrôle développés dans ce chapitre. 128
4.2 Schéma global de câblage du montage expérimental lors de cette configuration. 129
4.3 Dimensions de la maquette, (a) dimension de la plaque soudée, (b) dimensions du chanfrein étroit. 130
4.4 Macrographie d'une opération de soudage pour le remplissage du chanfrein étroit. . 130
4.5 Présentation des écoulements dans le bain liquide pour différentes positions de soudage : à plat (1G), en corniche (2G), en verticale descendante (3GD), en verticale montante (3GM) et au plafond (4G) [34]. 132
4.6 Schéma général du cordon au fond du chanfrein étroit. 133
4.7 (a) Capture d'une image en face arrière du bain de fusion en position à plat, (b) capture d'une image en face avant du bain de fusion en position à plat. 133
4.8 (a) Capture d'une image en face arrière du bain de fusion en position corniche, (b) capture d'une image en face avant du bain de fusion en position corniche. 134
4.9 (a) Capture d'une image en face arrière du bain de fusion en position verticale descendante, (b) capture d'une image en face avant du bain de fusion en position verticale descendante. 135
4.10 (a) Capture d'une image en face arrière du bain de fusion en position verticale montante, (b) capture d'une image en face avant du bain de fusion en position verticale montante. 135
4.11 Coupe macrographique avec différentes quantités à analyser ; (a) position à plat, (b) position corniche, (c) position verticale descendante, (d) position verticale montante. Le sens de soudage est toujours normal à l'image. 137
4.12 Approximation d'un passe de cercle sur la surface libre du bain de fusion ; (a) position à plat, (b) position corniche, (c) position verticale montante, (d) position verticale descendante. 139

4.13 Pourcentage de l'erreur relative du rayon du cercle entre expérimental et théorique ; (a) position à plat, (b) position corniche, (c) position verticale descendante, (d) position verticale montante. . . . 140
4.14 (a) Schéma du transfert d'énergie de l'arc dans un chanfrein étroit centré, (b) schéma du transfert d'énergie de l'arc dans un chanfrein étroit décalé sur la gauche. (c) Capture d'une image en face arrière du bain de fusion sans décalage, (d) capture d'une image en face arrière du bain de fusion lors d'un décalage de 0.6mm. (e) Macrographie du cordon lors d'une opération linéaire, (f) macrographie du cordon lors d'un décalage du tungstène. . . . 142
4.15 (a) Exemple de résultat suite à l'étude des limites du décalage de torche de soudage dans le chanfrein étroit, (b) coupe macrographique pour cette configuration lors du soudage de la deuxième passe. . . . 143
4.16 Mesure de la concentration en temps réel en utilisant (a) le SVR traditionnel et (b) un SVR conditionné par les paramètres de fonctionnement sous différentes puissances laser. 145
4.17 Comparaison entre les écarts détectés et les écarts réels. . . . 145
4.18 Prédiction de la largeur du bain de fusion en face arrière. . . . 146
4.19 Régression simple qui consiste à minimiser la somme des résidus au carré, (b) régression multiple [46]. . . . 146
4.20 (a) Résultats de la distance tungstène - extrémité du bain de fusion lors des calages du tungstène, (b) définition distance position tungstène - extrémité du bain de fusion et distance position tungstène sommet du chanfrein pour vérification. . . . 148
4.21 (a) Présentation de la base de données d'entraînement pour un décalage du tungstène dans les deux directions (distance tungstène - extrémité du bain de fusion), (b) présentation de la distance tungstène - extrémité du bain de fusion au cours du temps. 149
4.22 Exemple du résultat de la distance tungstène - extrémité du bain de fusion pour l'opération de prédiction du modèle utilisé. Les images illustrées sont acquises par la caméra avec le champ de vision de la face avant. . . . 151
4.23 Prédiction de la régression linéaire utilisée afin de détecter une variation de la position du tungstène à gauche puis à droite. . . . 152
4.24 Prédiction d'une variation de la position du tungstène dans une direction. (a) Prédiction d'un décalage de 0.2 mm avec les données d'entraînement du modèle 0 - 0.6 mm, (b) prédiction d'un décalage de 0.4 mm avec les données d'entraînement du modèle 0 - 0.6 mm. . . . 153
4.25 Prédiction d'une variation de la position du tungstène dans une direction. (a) Prédiction d'un décalage de 0.2 mm avec les données d'entraînement du modèle 0 - 0.3 - 0.6 mm, (b) prédiction d'un décalage de 0.4 mm avec les données d'entraînement du modèle 0 - 0.3 - 0.6 mm. . . . 154
4.26 Prédiction d'une variation de la position du tungstène dans une direction. Prédiction d'un décalage de 0.6 mm avec les données d'entraînement du modèle de 0 à 0.4 mm. . 154
4.27 Prédiction d'une variation de la position du tungstène dans une direction. Prédiction d'un décalage de 1.0 mm avec les données d'entraînement du modèle 0 à 0.6 mm. . . 155

5.1 (a) Schéma représentatif de l'assemblage de la maquette industrielle, (b) exemple des dispositions des passes. . . . 159
5.2 Présentation des moyens de mesure mis en place ; (a) schéma représentatif, (b) photo du montage dans l'atelier. . . . 159
5.3 Exemple d'une mesure in-situ des paramètres procédés (tension en rouge, intensité en vert). . . . 161
5.4 (a) Présentation de la mise en position du capteur acoustique, résultat de l'analyse fréquentielle du signal acoustique par ondelette continue dans cinq zones. (b) CWT pour t = [118 s - 118.5 s] considérée comme stable, (c) CWT pour t = [129 s - 129.5 s] présentant une variation du contenu fréquentiel, (d) CWT pour t = [183.5 s - 184 s] présentant une variation du contenu fréquentiel. . . . 162

5.5 (a) Présentation de la mise en position de la caméra, (b) exemple d'une image du bain de fusion acquise. . . . 163
5.6 (a) Image acquise lors du soudage d'une passe passe à droite du chanfrein (b) image acquise lors du soudage d'une passe à gauche du chanfrein. . . . 163
5.7 Série de six images successives acquises toutes les 0.05 s. . . . 164
5.8 Analyse des dimensions surfaciques des passes 7 à 25. . . . 164
5.9 Analyse des paramètres procédés pour les passes de 7 à 25. . . . 165
5.10 Analyse des caractéristiques surfaciques du bain de fusion pour les passes 7 à 25, (a) largeur du bain, (b) longueur du bain. . . . 166
5.11 (a) Évolution de la longueur du bain de fusion pour la passe 7, (b) zoom de l'évolution de la longueur pour analyse des oscillations périodiques. Visualisation de 12 contours à des instants différents afin de voir l'évolution de la longueur, (c) les 6 premiers temps, (d) les 6 suivants. . . . 167
5.12 Principe de l'apprentissage non supervisé. . . . 168
5.13 Apprentissage non-supervisé pour la détection d'anomalie. . . . 169
5.14 (a) Déséquilibrage des classes bonnes et anomalies, (b) équilibrage des classes bonnes et anomalies. . . . 169
5.15 Apprentissage supervisé pour la classification 170
5.16 Apprentissage supervisé pour la classification 171
5.17 Apprentissage supervisé pour la classification du cordon 11. . . . 172
5.18 Apprentissage supervisé pour la classification du cordon 25. . . . 172
5.19 Temps de traitement pour chaque partie du processus du contrôle du procédé. . . . 173
5.20 Démarche proposée au cours de cette étude. . . . 175

B.1 Schéma du système d'équilibre pour une calotte sphérique pour un courant de 150 A. 191
B.2 Présentation du système pour calcul de la stabilité du cordon. . . . 192

D.1 Importance des caractéristiques du modèle de régression représenté sous forme d'histogramme. . . . 200

Liste des tableaux

1.1 Rendements théoriques de procédés à l'arc [87]. . . . 22
1.2 Architecture de réseau neuronal convolutif pour cette étude. . . . 45

2.1 Caractéristiques des choix technologiques pour l'instrumentation des paramètres procédés. . . . 54
2.2 Propriétés Physiques du 316L [22, 131]. . . . 65
2.3 Paramètres procédé TIG utilisés lors de cet essai. . . . 67
2.4 Algorithme de traitement de l'image. . . . 70

3.1 Paramètres procédés TIG utilisés. . . . 85
3.2 Caractéristiques géométriques mesurées sur la macrographie. Comparaison de la largeur mesurée par macrographie avec la moyenne de la largeur mesurée par la détection de contour. . . . 89
3.3 Tableau des résultats de la quantification de la surface déposée. . . . 91
3.4 Résultats pour appréhender la stabilité du bain de fusion avec les mesures du contour du bain de fusion. . . . 93
3.5 Tableau récapitulatif des hyper-paramètres principaux des modèles présentés et utilisés. 98
3.6 Paramètres de soudage TIG utilisés pour la base de données d'apprentissage des modèles ; FLT1 : Fusion Line TIG campagne numéro 1. . . . 106
3.7 Caractéristiques géométriques pour l'apprentissage des algorithmes de ML et variable à prédire. . . . 110
3.8 Tableau récapitulatif des hyper-paramètres par modèle trouvés à partir de GridSearchCV. Précision sur la base de données de test pour chaque modèles. . . . 113
3.9 Temps de calcul des modèles utilisés lors de leur apprentissage. . . . 113
3.10 Paramètres procédé TIG utilisés lors des essais avec les maquettes 1 et 2 pour tester la capacité des modèles (ML et DL) à prédire une dérive des conditions opératoire. . . . 114
3.11 Tableau récapitulatif de la prédiction pour chaque modèle. . . . 118
3.12 Temps de calcul des modèles utilisés lors de leur prédiction. . . . 123

4.1 Paramètres procédés TIG utilisés. . . . 131
4.2 Rayons identifiés pour la surface du cordon dans les différentes configurations. . . . 138
4.3 Calcul des pressions capillaires et hydrostatiques au niveau de la ligne triple. . . . 138
4.4 Longueurs caractéristiques du bain données en mm et nombres adimensionnels pour chacune des positions. . . . 141
4.5 Présentation des essais réalisés afin de créer différentes bases de données d'apprentissage. . . . 147
4.6 Présentation des opérations de soudage dans la première base de données d'apprentissage avec la performance du modèle de régression linéaire. . . . 149
4.7 Présentation des opérations de soudage pour quatre bases de données d'apprentissage avec la performance du modèle de régression linéaire. . . . 150
4.8 Présentation des opérations de soudage pour la formation de cinq bases de données de prédiction afin de tester le caractère prédictif de la régression linéaire implémentée. 150

D.1 Référence pour chaque caractéristiques géométriques. . . . 199

D.2 Coefficients du modèle de régression pour chaque caractéristiques géométriques du contour du bain de fusion. 200

Nomenclature des abréviations

ASN	Autorité de Sûreté Nucléaire
CD	Contrôle Destructif
CND	Contrôle Non-Destructif
CWT	Continues Wevelet transform
DFFT	Discret Fast fourrier transform
DL	Deep Learning = apprentissage profond
DMOS	Descriptif du Mode Opératoire de Soudage
DMOS-P	Descriptif du Mode Opératoire de Soudage - Préliminaire
EBW	Faisceau d'électrons (Electron Beam Welding)
EE – SMAW	Électrode Enrobée - Shielding Metal Arc Welding
ESPN	Équipement Sous Pression Nucléaire
FFT	Fast Fourrier Transform = Transformée de fourrier
FSW	Friction Stir Welding = friction-malaxage
I	Intensité
IA	Intelligence Artificielle
MIG-MAG / GMAW	Métal Inerte Gaz - Métal Actif Gaz - Gaz Metal Arc Welding
ML	Machine Learning = apprentissage automatique
PA	Position à plat
PC	Position corniche
PF	Position verticale montante
PG	Position verticale descente
PE	Position au plafond
QMOS	Qualification du Mode Opératoire de Soudage
QS	Qualification du Soudeur
RCC-M	Règles de Conception et de Construction applicables aux matériels mécaniques des ilots nucléaires REP
REP	Réacteur à Eau Pressurisé
TIG – GTAW	Tungsten Inert Gas - Gas Tungsten Arc Welding
U	Tension
Vs	Vitesse d'avance
Vf	Dévidage du fil
WAAM	Wire Arc Additive Manufacturing - Fabrication additive par arc fil

Introduction

EDF (Électricité de France), principal producteur d'électricité en France, est le premier responsable de la sûreté de ses centres de production nucléaires, hydrauliques, thermiques et éoliens. L'ensemble de ses installations nucléaires font l'objet d'une réglementation avec des critères bien spécifiques (arrêté ESPN : Équipement Sous Pression Nucléaire) et d'un code de construction RCC-M (Règles de Conception et de Construction applicables aux matériels mécaniques des îlots nucléaires REP) en cohérence avec les réglementations et les normes. EDF doit rendre des comptes à l'Autorité de Sûreté Nucléaire (ASN), qui est chargée de s'assurer qu'EDF respecte les exigences de la réglementation et des normes en vigueur en matière de sûreté nucléaire et en terme de qualité. L'ASN vérifie qu'EDF met en œuvre les dispositions nécessaires pour permettre de garantir le bon fonctionnement et leur fiabilité des centrales et que ces dernières ne présentent pas de risque tout au long de leur utilisation ou après une maintenance. EDF est le donneur d'ordre pour la construction et la maintenance. La conception, la fabrication et la maintenance des centrales nucléaires sont principalement réalisées par des sous-traitants. EDF vérifie que les sous-traitants respectent la réglementation à travers des documents au niveau mécanique et au niveau du génie civil. Pour la partie soudage, le sous-traitant doit fournir des cahiers de soudage et des rapports de contrôle.

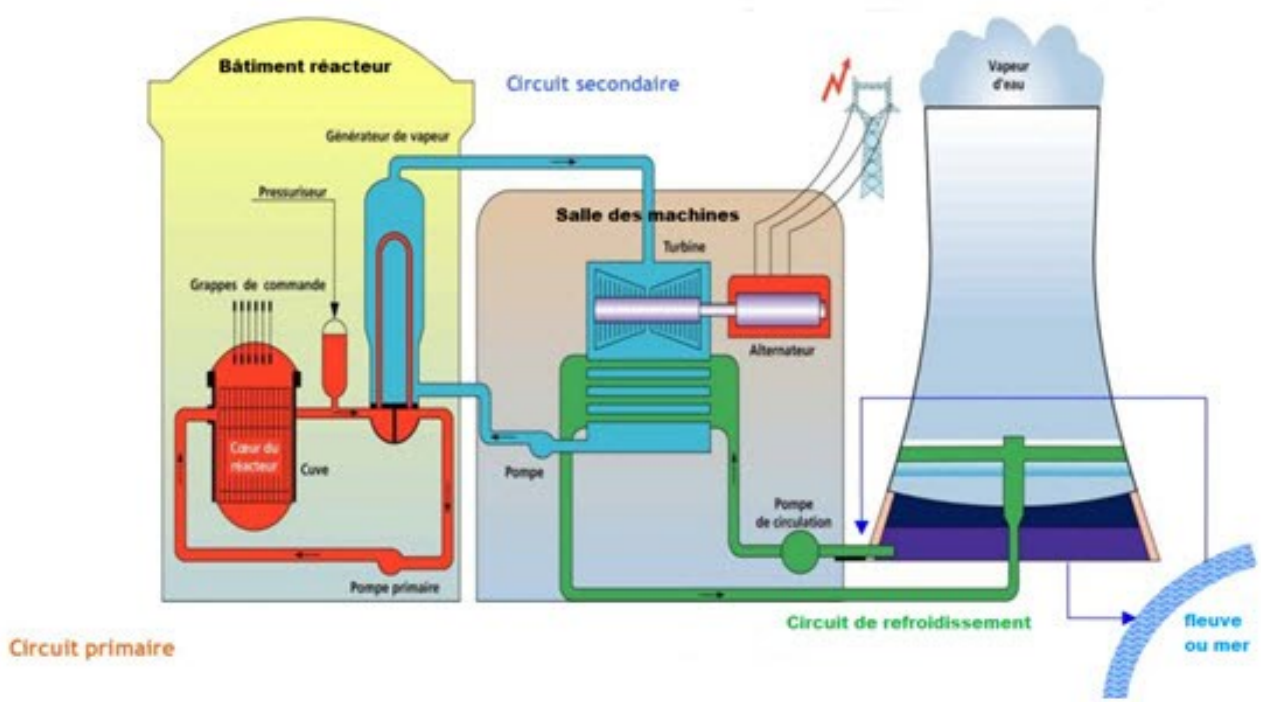


FIGURE 1 – Schéma du principe de fonctionnement d'une centrale nucléaire.

L'énergie électrique est produite grâce à la conversion de l'énergie de la fission nucléaire en chaleur qui est ensuite transformée en énergie mécanique. Un réacteur nucléaire est une installation industrielle composée de trois circuits indépendants (circuits fermés) comme illustrée en figure 1.

- Un circuit primaire (en rouge), qui permet l'évacuation de la chaleur dégagée dans le cœur du réacteur grâce à une circulation d'eau. L'eau est contaminée par la fission. Le circuit doit rester fermé.
- Un circuit secondaire (en bleu) qui contient de la vapeur non contaminée. L'énergie calorifique du circuit primaire est transformée par un générateur de vapeur qui chauffe l'eau du circuit secondaire. L'eau sous forme de vapeur du circuit secondaire entraîne une turbine qui produit ainsi l'électricité. A noter que le générateur est un composant de plusieurs mètres de long et de plusieurs centimètres d'épaisseur. C'est un composant critique car il est en contact avec le circuit primaire. Son intégrité a un enjeu important en matière de sûreté car leur dégradation peut entraîner une fuite radioactive engendrant de graves conséquences
- Un circuit de refroidissement (en vert) qui alimente en eau froide le condenseur où la vapeur est retransformée en eau. Néanmoins, ce circuit peut être ouvert si il y a un rejet dans une rivière ou dans la mer

L'ensemble des circuits présentés ci-dessus sont composés de différentes structures et composants qui sont soumis à différents chargements (thermique, hydraulique, chimique, etc.) en fonctionnement. Pour garantir la continuité entre les équipements et l'étanchéité, les assemblages sont réalisés par soudage. Le soudage fait subir des transformations sévères au matériau (fusion puis solidifcation) qui modifient considérablement les propriétés de résistance, de traction et de fatigue notamment. Les réglementations permettent de s'assurer que la mise en œuvre du procédé respecte l'intégrité des structures fabriquées, c'est à dire d'avoir une soudure sans défaut. Les opérations de soudage sont réalisées soit en préfabrication en usine soit en fabrication directement sur site. EDF demande un protocole strict à ses sous-traitants pour assurer la mise en route des centrales (cf.figure 2) et fournir à l'ASN toutes les informations permettant d'assurer la sûreté.

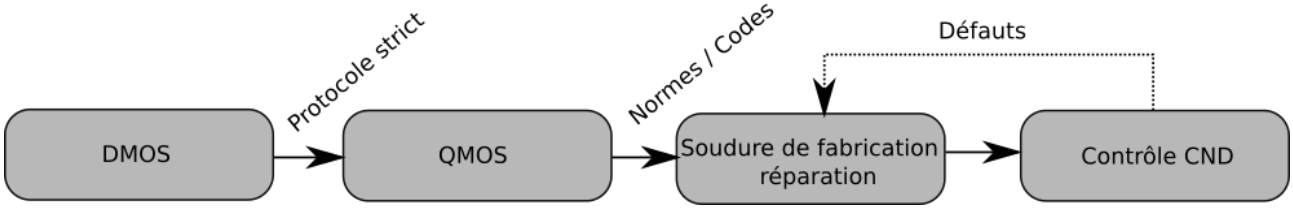


FIGURE 2 – Protocole pour réaliser une opération de soudage.

De telles contraintes nécessitent une maîtrise du processus de réalisation des opérations de soudage présents sur le parc nucléaire. Ce processus passe par l'élaboration d'un Descriptif du Mode Opératoire de Soudage (DMOS) régi par des normes (ISO 15614) et un code de construction (RCC-M) spécifiant la plage de paramètres opératoires (tension, intensité, vitesse fil, etc.), composition chimique du métal de base et d'apport, etc. Pour être utilisé en fabrication, le processus de soudage doit être qualifié conformément aux normes et à la réglementation. La qualification du mode opératoire (QMOS) est réalisée par l'intermédiaire de la réalisation d'éprouvettes, coupons sur la base du mode opératoire du soudage définis par la norme. Des contrôles non destructifs et destructifs sont réalisés sur l'échantillon permettant de s'assurer de l'intégrité de l'assemblage. Si les exigences de la norme et/ou du code sont remplies, la spécification du mode opératoire de soudage devient un document détaillant, le protocole et les variables requises pour l'opération qualifiée afin d'assurer la répétabilité.

Le contrôle de la qualité des opérations peut être réalisée en cours de fabrication (entre chaque passe si assemblage multi-passes) ou à posteriori aux moyens d'examens non destructifs (rayons X, ultrasons, ressuage etc.). Par exemple, la méthode de ressuage est utilisée pour un contrôle surfacique et la méthode par ultrasons est utilisée pour un contrôle volumique. Ces méthodes sont coûteuses, prennent du temps, impliquent le savoir-faire du contrôleur et interviennent une fois que l'assemblage est terminé. En cas de non-conformité détectée après l'opération, la soudure peut faire l'objet de réparation ou d'une reprise de la fabrication (sous certaines conditions et contraintes) et ainsi

retarder l'opération de maintenance/fabrication avec des conséquences financières importantes. La détection au plus tôt des non conformités en cours de fabrication permettra de proposer des actions rectificatives et gagner un temps important. C'est dans ce contexte industriel de la maîtrise des procédés en cours de fabrication sur le parc nucléaire que s'inscrit cette étude.

L'utilisation d'un système de surveillance de soudage en ligne capable de détecter les dérives permettrait un gain de temps en identifiant en cours de fabrication une fluctuation au niveau de la géométrie du cordon qui pourrait nuire à l'intégrité de l'assemblage (collage, porosités,...). Pour réaliser la détection in-situ, une chaîne de contrôle comme illustrée en figure 3 peut être mise en place pour garantir la qualité de l'opération. Un des moyens de contrôle passe par la surveillance des paramètres procédés (en lien avec les apports de chaleur et de matière) pour garantir que ces paramètres restent dans la plage définie par le mode opératoire pour la configuration de soudage. D'autre part, la variation ou la fluctuation des paramètres procédés influencent la distribution de l'énergie transmise à la pièce et donc la géométrie de la zone fondue (longueur, largeur, pénétration). Couplés à l'apport de matière, ces paramètres pilotent la géométrie du cordon. Par exemple, dans un chanfrein étroit, si l'énergie est trop transférée sur un bord, le cordon aura tendance à remonter le long de la paroi. Cette modification, lors de l'ajout des couches suivantes, peut provoquer des défauts de type porosité, fissure ou manque de pénétration qui sont dommageables pour l'assemblage des composants.

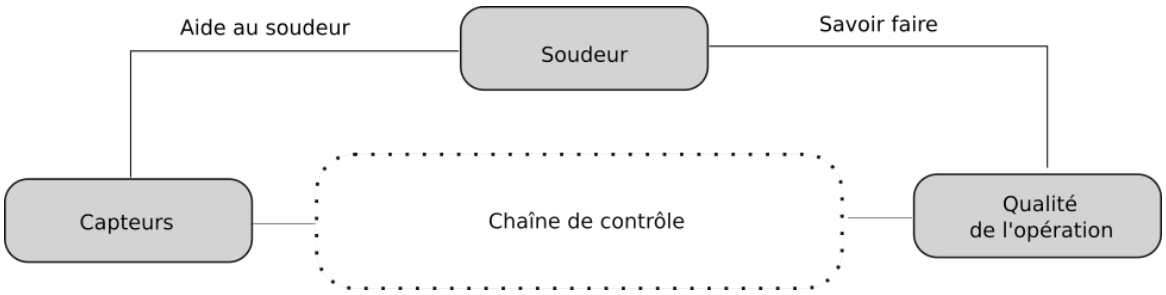


FIGURE 3 – Chaîne de contrôle pouvant être mise en place pour une opération de soudage.

La localisation anticipée d'un défaut ou d'une dérive permettrait de stopper l'opération pour venir réparer au plus tôt. Un système de surveillance passe par le développement d'un dispositif non intrusif permettant d'accéder à des grandeurs physiques observables : énergie transférée, suivi de la dynamique du bain etc.

Dans ce contexte, l'étude se concentre sur le développement d'une chaîne de contrôle comme représentée en figure 4. L'objectif de ce travail est de pouvoir mesurer différentes quantités (paramètres procédés, dimensionnelles) dans un environnement perturbé, sous certaines contraintes et de les coupler afin :

- de comprendre les mécanismes physiques induits par le procédé de soudage à l'arc (géométrie du cordon, échange d'énergie etc..),
- compléter les contrôles post-soudage,
- d'étudier et de développer des solutions de contrôle en ligne du procédé utilisé pour réduire les risques de défauts,
- de garantir la conformité du processus de soudage.

Sur la base de ces contraintes, la démarche proposée au cours de cette étude mettra en avant les différents outils développés pour la compréhension, la validation et le contrôle de l'opération de soudage.

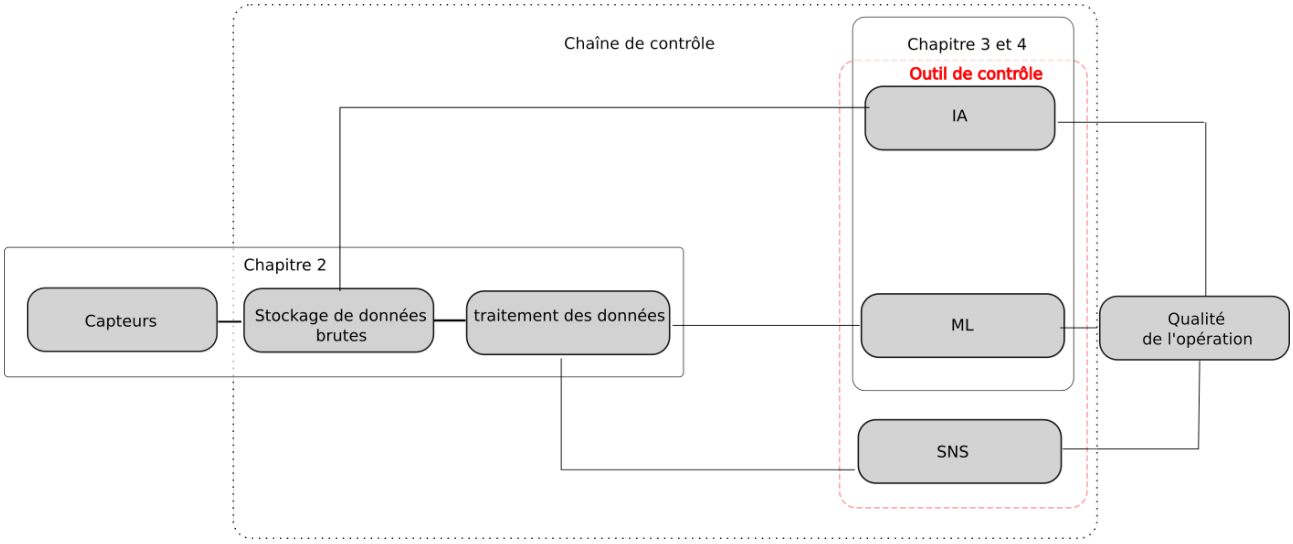


FIGURE 4 – Développement des différentes parties de la chaîne de contrôle développée.

La démarche de cette thèse est illustrée sur la figure 4. Tout d'abord, le chapitre 1 se concentrera sur les volets technologiques et scientifiques d'une opération de soudage et de son instrumentation. Ensuite, le chapitre 2 présentera le développement d'un dispositif expérimental autour de l'opération de soudage à l'arc ainsi qu'un premier traitement et le stockage des données issues des capteurs avec les contraintes liées à EDF. Le chapitre 3 introduira la mise en place d'un outil de contrôle afin de garantir la conformité du DMOS. Le chapitre 4 présentera un outil de contrôle afin d'anticiper l'apparition d'une dérive. Pour finir, le chapitre 5 mettra en avant la transposition des éléments développés ci-dessus dans un contexte industriel.

Le chapitre 1 présente l'état de l'art pour rappeler la soudabilité opératoire et le procédé utilisé lors de cette étude. Ce chapitre permet d'appréhender les volets techniques (matériel, mode opératoire, etc.) et scientifiques (défauts, mécanismes physiques mis en jeu, capteurs). Cette synthèse bibliographique laisse apparaître la complexité du procédé de soudage en raison de nombreux phénomènes physiques. De plus, de nombreux défauts sont directement liés à la dynamique du bain ou à un changement de l'énergie transmise. L'état de l'art met en évidence l'intérêt de développer une approche expérimentale pour le contrôle in-situ de l'opération de soudage. Parmi toutes les méthodes, l'apprentissage automatique/Intelligence Artificielle (Machine Learning : ML/IA) a prouvé sa capacité à résoudre des problèmes complexes. Plusieurs travaux exploitent ces algorithmes dans le cadre du soudage pour garantir la qualité en temps réel d'une opération. Ces outils de contrôle s'appuient sur une base de données issue des mesures en cours d'opération. Les avantages de ces algorithmes sont qu'ils sont capables de s'enrichir en cours de fabrication et sont bien adaptés lorsque la physique est complexe à modéliser.

Le chapitre 2 présente la mise en place d'une instrumentation non-intrusive permettant de réaliser des mesures robustes en cours d'opération de soudage en fonction des contraintes du cahier des charges d'EDF. Différents capteurs (signaux électriques : tension, intensité ; suivi du bain liquide, acoustique, etc.) seront mis en œuvre afin d'acquérir des grandeurs sur la dynamique du bain qui pourraient être reliées à la qualité de l'opération de soudage. Enfin, du fait de fréquences d'échantillonnage différentes entre les capteurs, le recours à un développement d'une centrale d'acquisition spécifique est nécessaire pour permettre le couplage entre les différents moyens de mesure pour augmenter la plage de phénomènes observables mis en jeu lors d'une opération de soudage. L'ensemble

de cette chaîne d'acquisition, pour être exploitable en contrôle, s'accompagne d'une nécessité de capitaliser, stocker et étiqueter les données. La structure de la base de données doit être maîtrisée pour assurer un accès rapide aux données, comparer les informations issues d'une expérience ou d'une campagne d'essais, mais également alimenter les modèles d'apprentissage automatique/Intelligence Artificielle (ML/IA) en fonction de l'objectif ou du défaut recherché.

Le chapitre 3 a pour objectif d'utiliser les données expérimentales couplées à des modèles d'apprentissage automatique pour classer différents modes opératoires de soudage. On se basera sur un modèle de classification afin de s'assurer que les plages des paramètres opératoires de la QMOS soient respectées. Les applications envisagées sur le parc peuvent avoir des temps de fabrication longs impliquant un flux massif de données à traiter et stocker ce qui implique un chargement du modèle et un apprentissage plus long. De ce constat, la géométrie du bain de fusion est utilisée pour permettre d'utiliser des données physiques, de réduire la base de données pour un gain de temps dans les phases d'apprentissage, de validation et de prédiction du modèle d'apprentissage automatique choisi. Ainsi, pour tester la capacité et la robustesse du modèle à prédire une dérive du mode opératoire, des dérives sont artificiellement introduites au cours l'opération de soudage. Avec ces modifications, l'algorithme ne classifie plus les conditions opératoires dans les conditions désirées pour la bonne réalisation du cordon ce qui laisse envisager une non conformité du DMOS.

Le chapitre 4 a pour objectif de mettre en perspective l'utilisation de nouveaux modèles d'apprentissage automatique pour prédire les dérives de l'opération de soudage dans une configuration de chanfrein étroit. Dans ce chapitre, on se basera sur un algorithme de régression afin d'anticiper l'apparition de défauts. Ces modèles sont particulièrement intéressants car ils permettent, avec un faible jeu d'entraînement, de prédire des configurations pouvant être intermédiaires (zones transitoires par exemple) sans que le modèle ait déjà observé ces données. De ce fait, des dérives sont artificiellement introduites au cours l'opération de soudage. Des expérimentations ont été choisies permettant de couvrir l'espace paramétrique voulu pour la phase d'entraînement. Et des opérations de soudage n'étant pas dans l'ensemble d'entraînement ont été réalisées. Avec ces observations, le modèle permettra d'identifier une dérive du procédé de soudage afin d'anticiper l'apparition de défauts et donc de pouvoir corriger la trajectoire ou les paramètres opératoires du procédé.

Le chapitre 5 présente la mise en application des moyens développés sur une opération de soudage d'une tuyauterie industrielle. Ce chapitre mettra en avant la perspective d'utilisation de la chaîne de contrôle développée, sans développement ou adaptation pour un contexte industriel. Ce chapitre propose des pistes de réflexion et d'analyse afin d'alimenter efficacement la base de données en cours d'opération et de conserver seulement les données nécessaires.

D'un point de vue industriel, l'objectif de ce travail est finalement de répondre aux problématiques industrielles inscrites dans le Plan Excell d'EDF, dont le Plan Soudage est la déclinaison pour le soudage. Cette étude est portée par le département PRISME d'EDF R&D, en collaboration avec le LMGC (Laboratoire de Mécanique et Génie Civil) de l'Université de Montpellier.

Chapitre 1

Principes du soudage et état de l'art des techniques de contrôle d'une opération de soudage

Sommaire

1.1 Introduction . . . 8
1.2 Généralités sur le soudage . . . 8
1.2.1 Le procédé de soudage TIG . . . 10
1.2.2 Aspect énergétique . . . 14
1.2.3 Les positions de soudage . . . 15
1.3 Qualité des assemblages soudés . . . 15
1.3.1 Qualification de modes opératoires de soudage . . . 15
1.3.2 Types et localisation des défauts recherchés . . . 17
1.3.3 Les défauts en soudage . . . 17
1.3.4 Conclusion intermédiaire . . . 20
1.4 Physique du procédé . . . 20
1.4.1 Les différents domaines . . . 20
1.4.2 Mécanismes physiques lors d'un transfert TIG . . . 21
1.4.3 Forces thermo-convectives dans un bain de fusion . . . 23
1.4.4 Tension de surface, interface liquide-solide . . . 27
1.4.5 Conclusion intermédiaire . . . 31
1.5 Contrôle *in-situ* de l'opération de soudage . . . 31
1.5.1 Surveillance de l'opération de soudage . . . 31
1.5.2 Contrôle en ligne d'une opération de soudage . . . 37
1.6 Conclusion . . . 47

1.1 Introduction

Depuis de nombreuses années, le soudage par fusion est l'un des procédés le plus couramment utilisé dans le secteur de l'énergie. Cette technique nécessite une source de chaleur afin de réaliser la fusion du matériau pour obtenir la continuité des pièces soudées après solidification. Afin de garantir le niveau requis de sûreté des assemblages, la soudure doit être sans défaut et l'opération de soudage doit suivre un processus de qualité bien défini (cf. Chapitre Introduction).

Conformément au code de construction RCC-M, le procédé de soudage à l'arc TIG (*Tungsten Inert Gas* ou GTAW *Gas Tungsten Arc Welding* en anglais) et le procédé de soudage à l'arc EE (*Electrodes Enrobées* ou SMAW *Shielded Metal Arc Welding* en anglais) sont principalement utilisés dans l'industrie nucléaire. Ces procédés permettent de transformer de l'énergie électrique en énergie thermique permettant ainsi la fusion du métal. Une attention particulière est portée sur le procédé TIG car il est facilement automatisable. Il permet d'assurer des soudures de grandes qualités et est rapide de mise en œuvre. Il est également très utilisé lors de la réalisation des tuyauteries des circuits primaires et secondaires des centrales nucléaires car le code de construction nucléaire bride l'utilisation d'autres procédés. Il est bien adapté pour la fabrication et les réparations des tuyauteries en acier inoxydable austénitique.

La première partie du chapitre présente les principes du soudage à l'arc et plus particulièrement le soudage TIG mettant en avant les paramètres qui permettent le contrôle du procédé. Ensuite, ce chapitre reviendra sur les différents mécanismes physiques mis en jeu en soudage TIG en particulier ceux qui influent sur la géométrie du cordon. Pour répondre aux objectifs de surveillance, on exposera les techniques et méthodes expérimentales qui ont déjà été mises en place dans la littérature pour surveiller le procédé. Afin d'améliorer la qualité, des techniques de contrôles ont été largement étudiées et seront revues pour finir. L'ensemble des travaux dans la littérature permettra de justifier la méthodologie mise en œuvre dans ce travail.

1.2 Généralités sur le soudage

Les techniques de soudage sont nombreuses ainsi que les études scientifiques et technologiques. Un grand nombre de procédés de soudage existe afin d'assurer la continuité entre deux pièces. On peut les classer en quatre groupes en fonction du type de source de chaleur employée (cf. figure 1.1).

- Les procédés électriques, appelés généralement procédés à l'arc. Les procédés TIG, MIG (Métal Inert Gaz ou Gas Metal Arc Welding en anglais) et l'électrode enrobée en font partie.
- Les procédés à énergie focalisée, plus communément appelés à "haute densité d'énergie". On trouve le laser et le faisceau d'électrons (EBW : Electron Beam Welding).
- Les procédés chimiques, tel que le chalumeau.
- Les procédés mécaniques comme le procédé par friction-malaxage (FSW : Friction Stir Welding).

Par ailleurs, le soudage ne se limite pas aux matériaux métalliques. On peut également souder du verre, des céramiques ou des matières plastiques.

Cette étude se focalisera sur le contrôle du procédé TIG avec apport de matière. En général, les pièces sont préparées à l'endroit où la liaison va être réalisée. La préparation peut être un simple chanfrein ou des usinages peuvent être réalisés pour assurer un bon état des surfaces et assurer un bon accostage. Quelques assemblages typiques sont montrés sur la figure 1.2. Les premiers brevets pour ce procédé furent déposés aux États-Unis par Devers et Hobart en 1924. Ce procédé a été développé industriellement aux Etats-Unis pendant la seconde guerre mondiale et a été introduit en

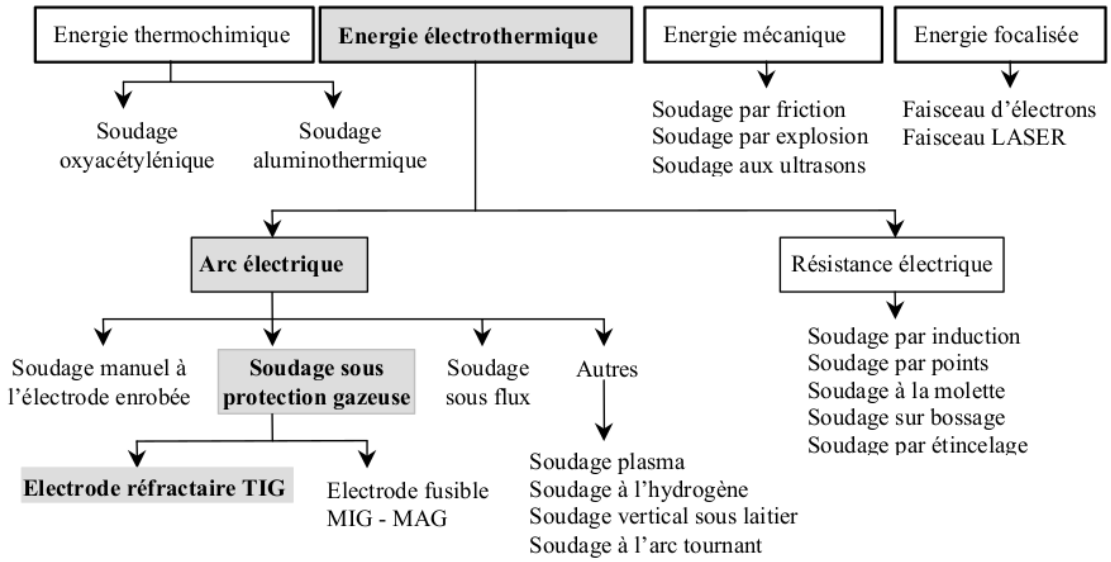


FIGURE 1.1 – Classification des procédés de soudage [49].

France à partir de 1948 par la SAF, aujourd'hui connue sous le nom de Air Liquide.

En fonction du type d'assemblage et plus particulièrement de l'épaisseur des pièces à assembler, plusieurs passes de soudage successives peuvent être nécessaires pour assurer la continuité des pièces. Dans ce cas, on parlera d'opération de soudage multi-passes où les cordons sont empilés ou juxtaposés. Compte-tenu de l'épaisseur des pièces et composants à assembler, ce type d'opération est largement utilisé dans les centrales d'EDF.

Avant d'en venir sur la présentation du procédé TIG, on va rappeler les séquences, protocole qui permet la fabrication d'un assemblage :

- Avant une opération de soudage, une préparation des joints et des surfaces est primordiale (usinage, meulage). Quelle que soit la géométrie du coupon (tube, plaque, etc.) une préparation des bords est nécessaire pour garantir une bonne et régulière pénétration du cordon de soudure. La surface de soudage doit être propre et sans impuretés. De ce fait, il est primordial d'enlever tout résidu de surface tels que l'huile, la rouille, la peinture, les bavures etc.
- Une fois la préparation des bords terminée et nettoyée, on vient réaliser un pointage afin de préparer la passe de pénétration.
- Ensuite, la passe de pénétration, les passes de soutien et de remplissage sont réalisées. La passe de pénétration doit garantir un joint solide et résistant avant d'effectuer les autres. Le nombre de passe de soutien et de remplissage sont fonction de l'épaisseur de l'assemblage. De plus, il faut respecter les séquences de soudage (dispositions de passes ou couches, température entre passes, brossage, meulage). Mais également, les traitements thermiques (préchauffage et postchauffage).
- Entre chaque cordon, un contrôle visuel de l'opération est fait et un contrôle CND peut également être effectué.

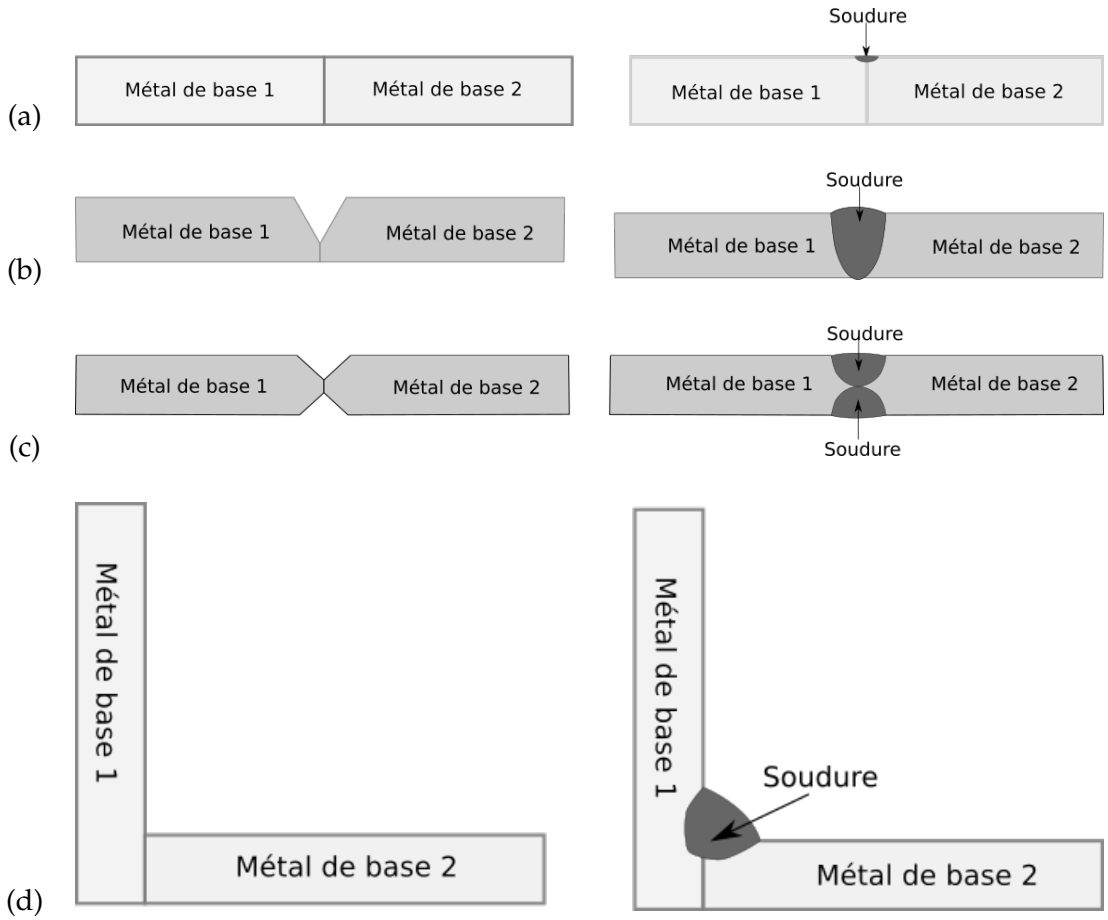


FIGURE 1.2 – Exemples de types d'assemblages rencontrés lors d'une opération de soudage ; (a) soudure bout à bout sans apport de métal ; (b) soudure avec métal d'apport dans un chanfrein en V ; (c) soudure avec métal d'apport dans un chanfrein en X ; (d) soudure en angle avec apport de métal.

1.2.1 Le procédé de soudage TIG

Ce procédé se distingue des autres par son électrode en tungstène non fusible et de son apport d'énergie stable(cf. figure 1.3). Le procédé est qualifié dans le nucléaire et en aéronautique. L'avantage de ce procédé est d'avoir le choix d'un apport de métal ou non en fonction de l'opération à réaliser. Le soudage TIG utilise :

- un générateur,
- une torche de soudage.

Le générateur permet de délivrer l'énergie de soudage. Pour ces générateurs, on peut régler l'intensité. La tension dépend du gaz de protection et de la distance entre la torche et la pièce.

La torche est composée d'une électrode en tungstène, d'une arrivée de gaz, d'une buse et d'un diffuseur permettant de canaliser le flux gazeux sur le bain liquide et généralement d'un circuit de refroidissement pour les fortes intensités.

Le soudage TIG se caractérise par la haute qualité des soudures obtenues. Le bain de fusion est calme, il n'y a pas de projections et peu de fumées. Ce procédé est utilisable sur la totalité des métaux et alliages soudables. Cependant, la vitesse de soudage est faible et le volume de métal déposé est

peu important. Il est couramment employé pour souder des épaisseurs de 0,5 à 8 mm, le soudage TIG est utilisé pour assurer les passes de pénétration, le remplissage se faisant généralement avec un autre procédé (EE par exemple). Néanmoins, pour certaines applications industrielles, le procédé TIG (automatique ou orbital) peut également être utilisé afin d'assurer le remplissage de l'assemblage. Enfin, ce procédé peut s'employer en soudage manuel ou automatique.

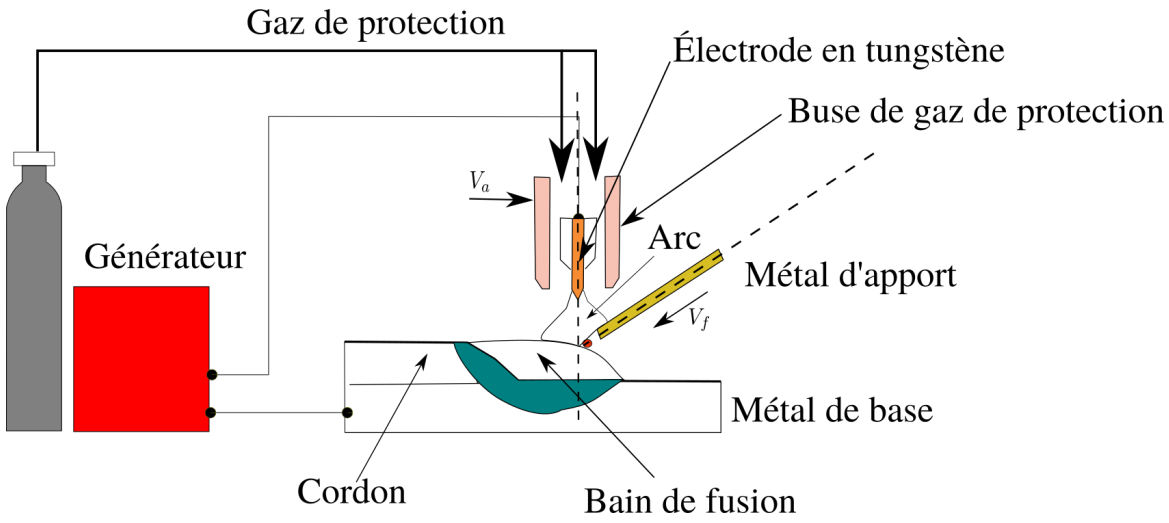


FIGURE 1.3 – Principe du procédé de soudage TIG.

1.2.1.1 Le générateur de courant

Les générateurs appropriés au soudage TIG délivrent des intensités pouvant aller de 10 à environ $400A$ et des tensions en cours de soudage allant de 8 à $15V$ (avec des tensions à vide U_0 de l'ordre de 60 à $90V$: la tension à vide détermine la stabilité de l'arc et facilite l'amorçage). De plus, il permet de délivrer différents courants tels que le courant lisse ou le courant pulsé (cf. section 1.2.1.1.1).

1.2.1.1.1 Courants utilisés

Courant continu

Le soudage TIG en courant continu s'utilise toujours en polarité directe (noté CC-). Ainsi, la torche de soudage est à la polarité négative (cathode) et la pièce à souder est à la polarité positive (anode) comme illustrée en figure 1.4. Les électrons émis entraînent un échauffement élevé de la pièce à souder et donne un arc stable à forte énergie générant un bain de fusion étroit et profond. Par ailleurs, une différence de potentiel continue est créée entre l'électrode en tungstène et la tôle. Une mesure de la tension et de l'intensité en courant continu obtenu lors d'une ligne de fusion est illustré sur la figure 1.5.

Courant Pulsé

En soudage à l'arc, le courant pulsé permet de moduler l'apport d'énergie. Comme représenté en figure 1.6, le courant de soudage varie entre deux phases constantes, à savoir, une phase dite froide à

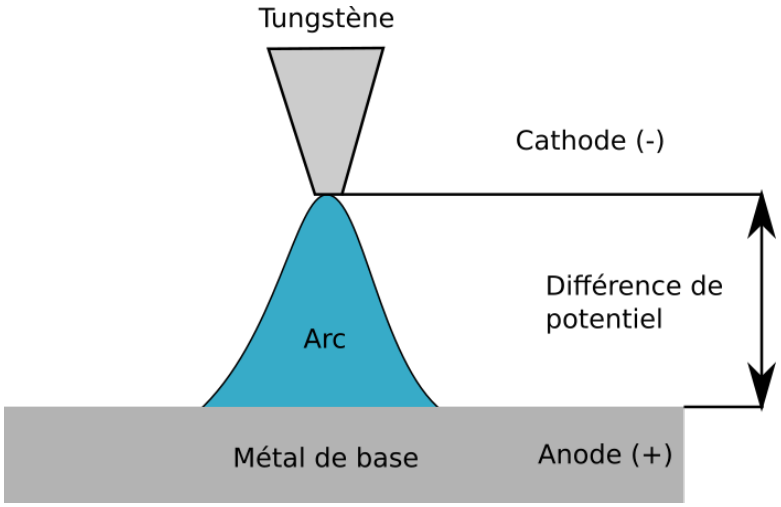
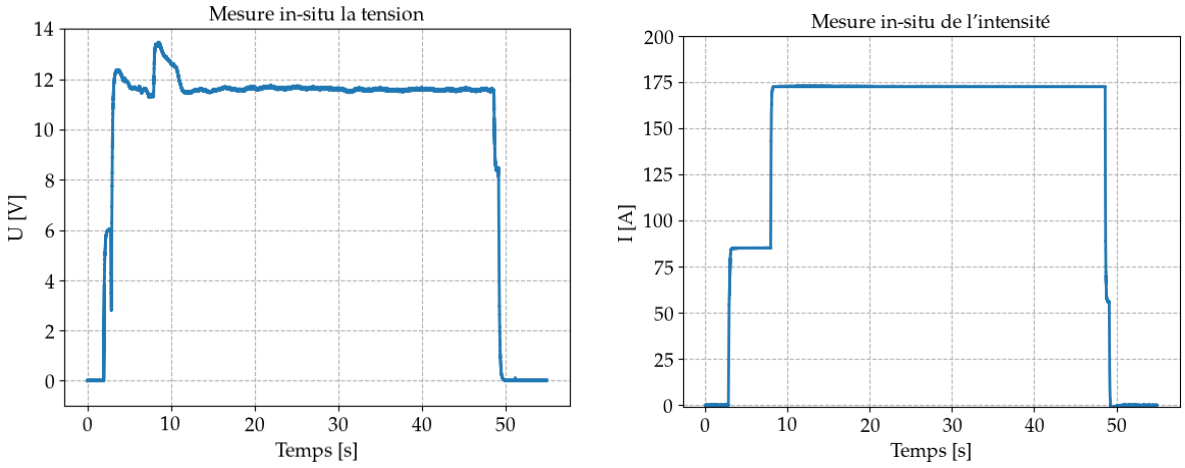


FIGURE 1.4 – Arc électrique.



(a) (b)

FIGURE 1.5 – Signal mesuré in-situ des paramètres procédés en régime continu ; (a) tension, (b) intensité.

intensité basse et l'autre chaude à intensité haute. Toutefois, la fréquence de pulsation peut être ajustée par le soudeur/opérateur et avoir des périodes différentes entre les deux phases. Les avantages de l'utilisation du courant pulsé ont pu être étudiés dans [117].

1.2.1.2 La torche

1.2.1.2.1 Electrodes réfractaires

L'électrode doit pouvoir résister à la chaleur produite par l'arc électrique. Le tungstène, avec une température de fusion de $3410°C$, est le métal qui répond le mieux au problème. Il a également la particularité d'émettre facilement des électrons (c'est *l'électro-émissivité*). Pour renforcer son pouvoir émissif et faciliter l'amorçage de l'arc, on peut lui incorporer des éléments d'addition tels que, des oxydes de Zirconium (ZrO_2), de Lanthane (LaO_2) ou de Cérium (CeO_2) en quantités variant de $0,15$ à $4,2\%$.

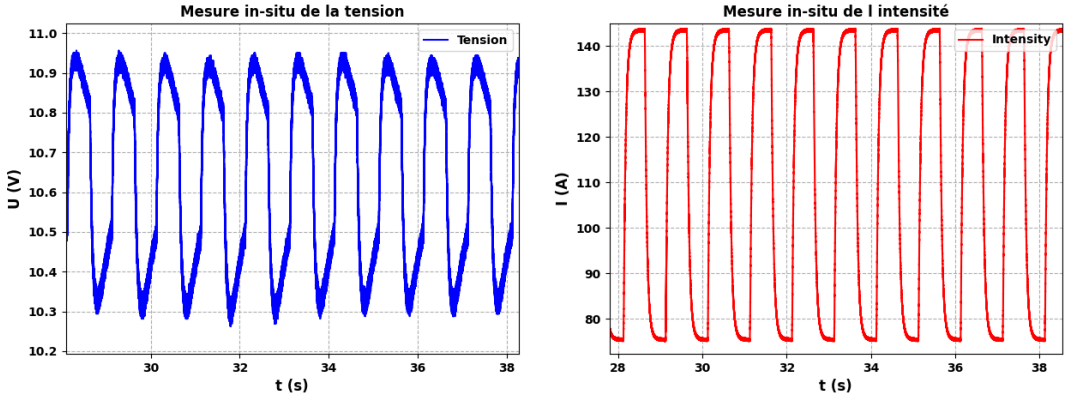


FIGURE 1.6 – Signal mesuré in-situ de la tension et l'intensité en régime pulsé.

1.2.1.2.2 Forme des électrodes

La forme de l'extrémité de l'électrode est un élément important pour le bon déroulement de l'opération de soudage TIG. Un affûtage incorrect entraîne une instabilité de l'arc et la destruction rapide de l'électrode. Comme illustré sur la figure 1.7, pour tout autre paramètre constant, plus l'angle d'affûtage est important, plus la tension du procédé est basse, et donc, plus l'énergie transférée l'est aussi. Outre, le lien entre l'angle d'affûtage et la tension, celle-ci, intervient sur la modification de la distribution de l'énergie conduisant à l'étalement du cordon. Parfois en cours de fabrication la géométrie de l'électrode peut changer (émoussement de la pointe) et ainsi modifier la distribution d'énergie au niveau de la zone fondue.

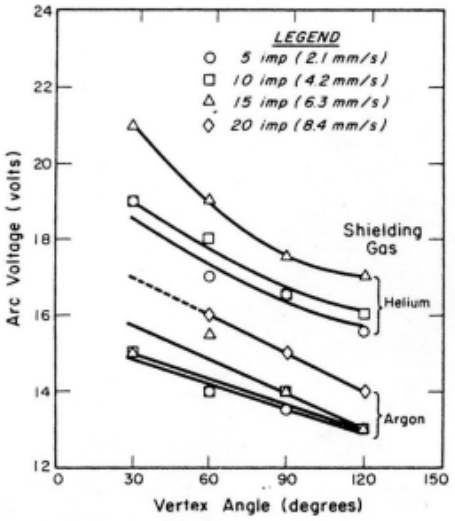


FIGURE 1.7 – Variations de la tension de l'arc (V) en fonction de l'angle d'affûtage de l'électrode (°), du gaz utilisé, et de la vitesse de soudage ($mm.s^{-1}$) pour une hauteur d'arc de 2,54 mm, une intensité de 175 A et une pièce en acier HY-80 [102].

1.2.1.2.3 Les gaz de protection

Afin de protéger le bain fondu contre l'environnement extérieur, un gaz de protection, généralement inerte, est utilisé afin de limiter l'oxydation du métal liquide faisant apparaître de nombreux défauts de soudage (cf. section 1.3.3). Le gaz est également ionisé et permet le transport des électrons.

En fonction de l'opération d'assemblage, deux types de protection peuvent être distingués : la protection de la face endroit et/ou envers (cf. figure 1.8).

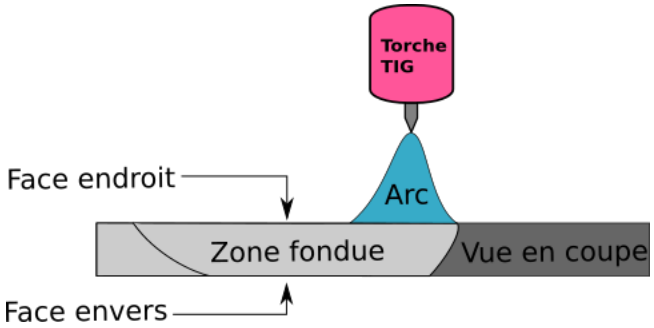


FIGURE 1.8 – Visualisation de la face endroit et envers de la pièce.

Pour remplir la fonction de protection et de transport, il est nécessaire d'utiliser un gaz généralement inerte. Dans le nucléaire, on peut rencontrer trois gaz :

- Argon (*Ar*) : gaz inerte le plus couramment utilisé, seul ou en mélange. Du fait qu'il soit plus lourd que l'air, l'argon assure une bonne couverture du bain de fusion et permet de garder une bonne stabilité de l'arc lors de l'amorçage et du soudage.
- Hélium (*He*) : gaz inerte qui donne un arc plus énergétique, ce qui permet des performances accrues (vitesse, pénétration).
- Hydrogène (*H*) : gaz réducteur, il est ajouté à l'argon pour augmenter l'énergie de l'arc, et ainsi accroître les performances (vitesse, pénétration).

Protection endroit

Le gaz sortant de la buse assure cette fonction.

Protection envers

Dans le cas d'une soudure débouchante, le côté envers reste soumis à l'action de l'air. Si le matériau soudé est sensible à l'oxydation, une protection est nécessaire, sans quoi un phénomène appelé rochage peut apparaître. Pour les aciers inoxydables, il est fortement conseillé d'assurer une protection envers, généralement avec de l'argon ou un mélange d'argon en créant des chambres inertes en face envers et pouvant contenir des quantités de gaz importantes.

1.2.2 Aspect énergétique

Le soudage exige la mise en œuvre de sources d'énergies thermiques, électriques ou mécaniques pour obtenir la fusion du métal de base. L'apport d'énergie localisé doit être suffisant car une partie de cette énergie est dissipée par rayonnement dans l'environnement. Un arc électrique est utilisé en soudage TIG et en EE. Ainsi, pour le procédé de soudage à l'arc, les paramètres procédés (tension / intensité) sont convertis en puissance (Q) ce qui pilotera l'énergie transférée au métal de base durant

l'opération de soudage. L'expression de l'énergie électrique par unité de longueur développée par le procédé est rappelée ci-dessous *E en J/mm* :

$$E = \frac{UI}{Vs} \tag{1.1}$$

Avec U la tension, I le courant, et Vs la vitesse d'avance. Cependant, il faut tenir compte du fait que toute l'énergie électrique (UI) n'est pas utilisée pour la formation du bain de fusion. Ainsi, un rendement η pondère cette énergie. L'apport de chaleur E_η s'écrit :

$$E_\eta = \eta \frac{UI}{Vs} \tag{1.2}$$

Dans notre étude, la soudure est faite avec le procédé TIG dont le rendement (η) est environ égal à 0.6 (cf. section 1.4.2.2).

1.2.3 Les positions de soudage

Lors d'une opération de soudage, en fonction du type d'assemblage ou du mode d'exécution de la soudure, la position de soudage est un facteur à prendre en compte. En particulier, l'orientation de la gravité a une influence sur le comportement du bain de fusion (cf. section 1.4). L'ensemble de ces positions sont définies par des normes et quelques unes sont représentées en figure 1.9.

1.3 Qualité des assemblages soudés

Afin de mieux cerner les contraintes liées à la fabrication de qualité, le protocole utilisé dans l'industrie va être présenté dans cette partie. Ce protocole est régi par des normes. Tout au long des procédures, plusieurs moyens de contrôles appropriés peuvent être mis en œuvre. Les défauts dans la soudure peuvent être définis comme des irrégularités dans la zone de liaison qui ont été produits en raison d'un mauvais réglage de paramètres de soudage présent dans les procédures ou d'une mauvaise combinaison de métal d'apport et de métal de base.

.

1.3.1 Qualification de modes opératoires de soudage

Avant de réaliser une opération de soudage en production (tels qu'un assemblage de composants ou une réparation), un mode opératoire de soudage doit être défini et qualifié conformément aux normes et dispositions réglementaires. La qualification des modes opératoires de soudage (QMOS) passe par la réalisation du descriptif du mode opératoire de soudage préliminaire (DMOS-P). Ce document comprend l'ensemble des paramètres opératoires tels que :

- les paramètres procédés, intensité (I), tension (U), vitesse de soudage (Vs), vitesse de dévidage (Vf),
- l'apport de chaleur est un élément important dans la QMOS car celui-ci va déterminer le domaine de validité d'utilisation et les examens à réaliser sur l'éprouvette,
- les caractéristiques de l'électrode (composition chimique, angle d'affûtage et diamètre),
- la nuance des métaux utilisés et leurs dimensions géométriques (diamètre du fil pour le métal d'apport et dimensions de l'assemblage pour le métal de base),
- le choix du gaz de protection (composition et débit),
- Un DMOS-P est présenté en Annexe A.

Ces paramètres sont particulièrement importants pour la qualité de la soudure.

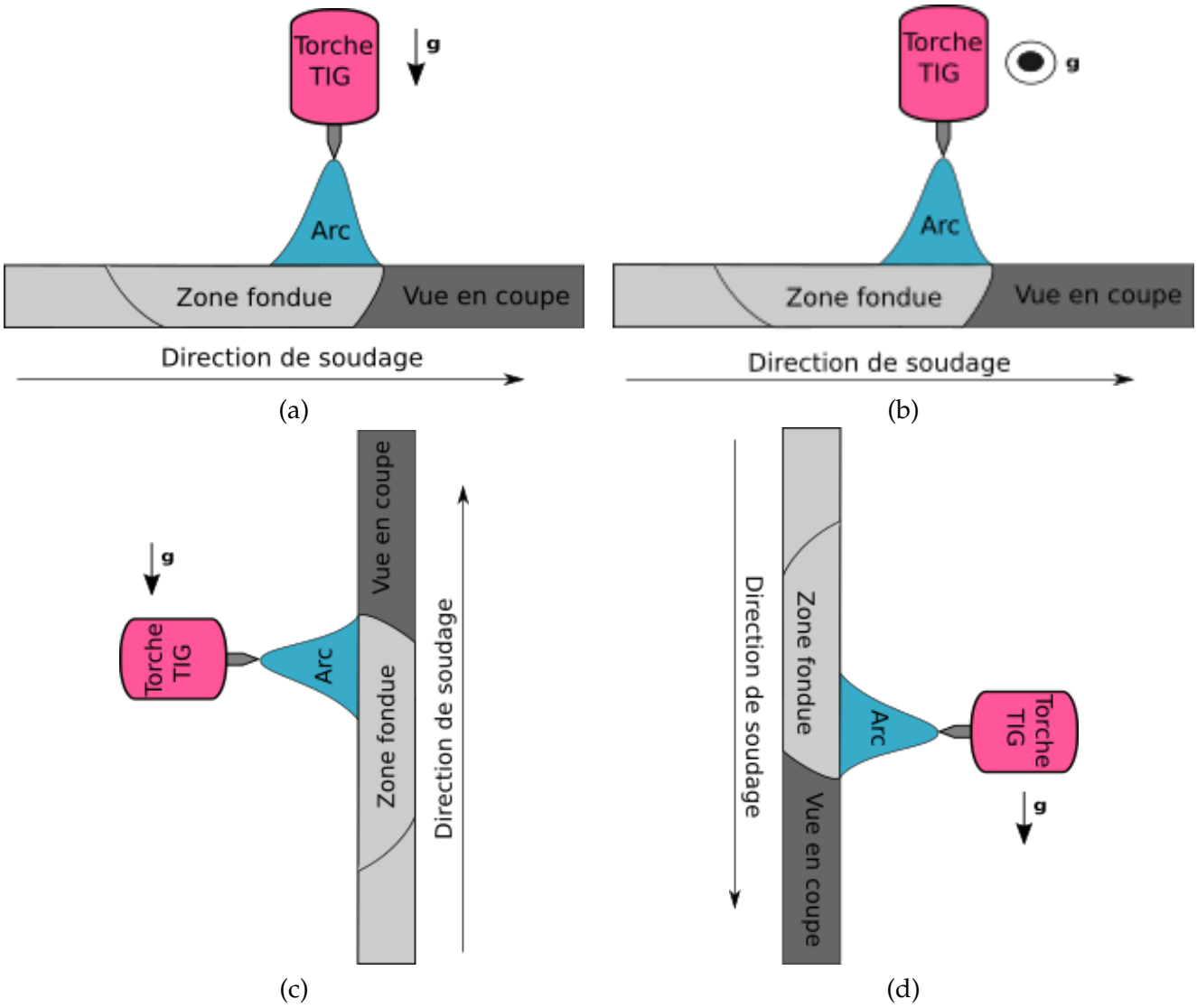


FIGURE 1.9 – Exemple de positions de soudage ; (a) position à plat (PA), (b) position en corniche (PC), (c) position en verticale montante (PF), (d) position en verticale descendante (PG).

Selon les normes, la qualité de la soudure est assurée si le protocole opératoire est respecté et si le soudeur ou l'opérateur est qualifié pour réaliser l'assemblage. La qualification du soudeur/opérateur (QS) permet de confirmer la dextérité et l'habilité d'une personne dans l'exécution d'une opération de soudage sur un coupon représentatif de l'assemblage de production. Cette vérification a pour but de mettre en œuvre les consignes précises, rédigées dans le DMOS-P, comme la préparation des joints, le choix des métaux d'apport, les techniques de soudage à mettre en œuvre, les précautions à prendre, etc. Pour valider la QS, les coupons réalisés par le soudeur sont soumis à des examens destructifs (essai de traction, examens métallographiques, etc.) et non destructifs permettant de garantir la tenue mécanique de l'assemblage et/ou de détecter la présence d'éventuels défauts dans le cordon de soudure. Si les résultats répondent aux exigences, un certificat de qualification du mode opératoire (QMOS) et un certificat de qualification (QS) pour le soudeur est délivré permettant d'utiliser le mode opératoire prescris en production.

1.3.2 Types et localisation des défauts recherchés

Les contrôles non destructifs sont réalisés par un contrôleur habilité et permettent de distinguer les défauts de géométrie, les fissures, les inclusions ou soufflures. Les défauts peuvent être visible en surface ou à l'intérieur du cordon. Une opération de contrôle est systématiquement réalisée dans le nucléaire. Elle est faite, en général, une fois l'assemblage terminé.

1.3.3 Les défauts en soudage

Les défauts pouvant apparaître dans le cordon sont de différents types : les fissures en surface, les porosités, les cratères, les manques de fusion, un mauvais chevauchement entre passes, un désalignement, etc... comme illustrés en figure 1.10.

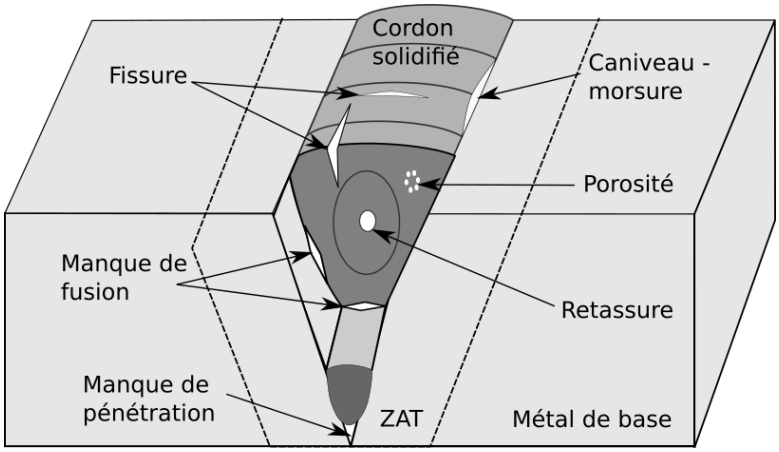


FIGURE 1.10 – Réprésentation des défauts de soudage sur un assemblage.

1.3.3.1 Les fissures

L'apparition d'une fissure (cf. figure 1.11) dans une soudure peut être liée à de nombreux phénomènes. Deux grandes familles peuvent être distinguées : la fissuration à chaud et la fissuration à froid. Ces fissures peuvent apparaître en production en raison des conditions opératoires qui ont été modifiés par rapport à la phase de qualification du procédé (QMOS) ou qui n'étaient pas prévus.

La fissuration à chaud a lieu pendant la solidification du bain de fusion. Celle-ci est souvent provoquée par la présence d'impuretés (soufre, phosphore), d'un coefficient de dilation élevé, d'un gradient thermique élevé ou vitesse de soudage faible (origine due au mode opératoire) ou d'un mauvais bridage ou d'un bridage excessif. Selon la nature des fissures, elles apparaissent dans la zone fondue (ZF) ou dans la zone affectée thermiquement (ZAT).

La fissuration à froid apparaît après le soudage (quelques minutes à plusieurs jours). Ces fissures sont généralement proches de la zone fondue et de la ZAT et sont provoquées et amplifiées par la présence d'hydrogène dans la soudure (acier ferritique), des contraintes résiduelles de traction ou une microstructure plus fragile (refroidissement rapide : trempe).

Si les fissures en surface sont facilement détectables, certaines peuvent se produire dans le volume de la soudure et peuvent être difficilement identifiables. Pour l'intégrité de l'assemblage, aucune fissure n'est autorisée.

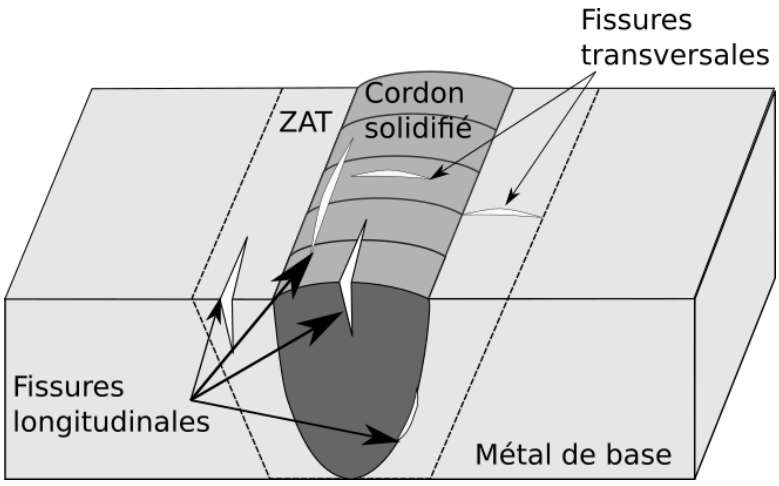


FIGURE 1.11 – Représentation des différents types de fissures en soudage.

1.3.3.2 Les retassures

L'apparition d'une retassure est due à une mauvaise reprise de passe ou à un arrêt trop brusque de l'arc électrique en fin de soudage, entraînant un retrait de la surface libre du bain liquide (cf. figure 1.12 (a)). La retassure intervient lorsque le métal se refroidit : il ne se solidifie pas uniformément en fin d'opération de soudage à cause de la différence de masse volumique entre le liquide et le solide. Ce phénomène peut aboutir également à la formation de cratères ou de fissures.

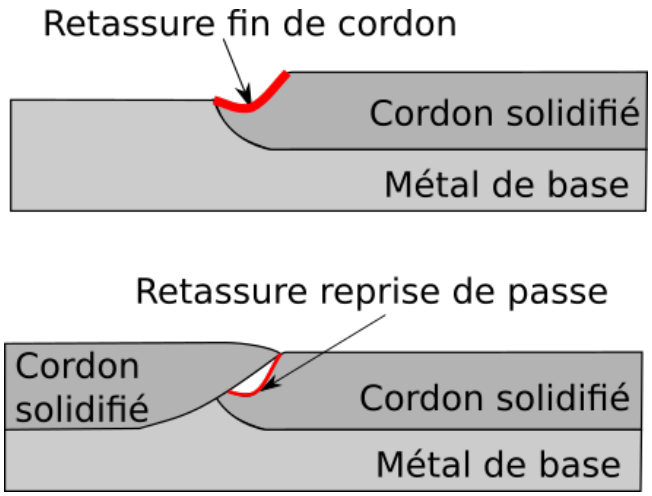


FIGURE 1.12 – Représentation de différents cas de retassures en soudage.

1.3.3.3 Les porosités / soufflures

Les porosités ou soufflures apparaissent bien souvent à l'intérieur du cordon et sont difficilement identifiables. Les défauts sont souvent sphériques et témoignent de la présence de bulles de gaz dans le bain liquide. D'une part, les gaz de protection du métal en fusion peuvent être absorbés par le métal liquide et emprisonnés lors de sa solidification. D'autre part, un manque de protection gazeuse peut exposer le cordon à l'oxygène de l'air atmosphérique et le métal en fusion s'oxyde faisant apparaître des porosités en surface lors du refroidissement. Enfin, ce type de défaut peut être dû à une

mauvaise préparation avant soudage (présence de graisse, eau).

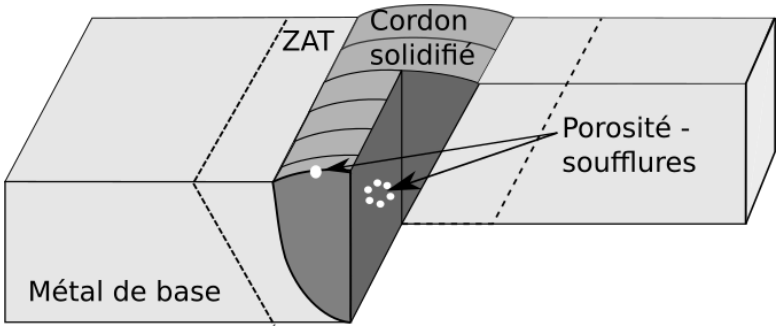


FIGURE 1.13 – Présentation des différentes porosités présentes en soudage.

1.3.3.4 Les manques de fusion

Pendant la procédure de soudage, un manque de fusion nommé "collage" par les soudeurs peut apparaître lorsque le métal de base ne fond pas assez et que le métal d'apport se dépose dessus. Cela peut créer des fissures à l'interface entre le métal soudé et le métal de base comme présentés en figure 1.14. Les principales causes de son apparition sont une énergie de soudage insuffisante (paramètres procédés : tension, intensité, vitesse d'avance), un manque d'accessibilité ou un nettoyage insuffisant des surfaces (présence de graisse). Enfin, en raison des contraintes internes produites lors de la solidification et du refroidissement de la soudure, les faces collées les unes aux autres pourraient se séparer faisant apparaître des fissures si elles sont sollicitées mécaniquement.

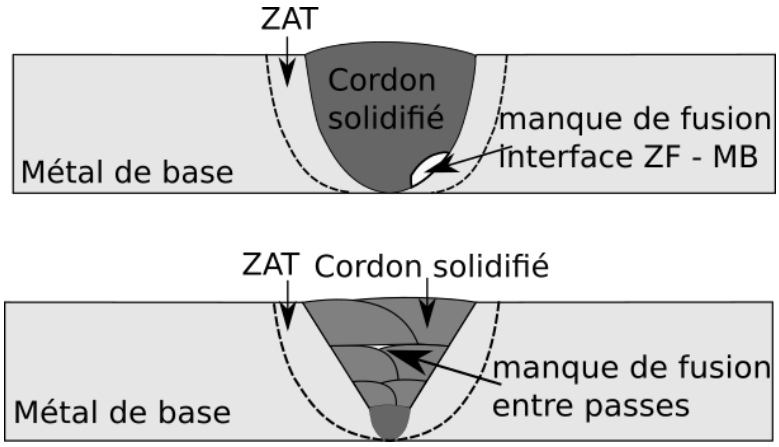


FIGURE 1.14 – Représentation du manque de fusion présent en soudage.

1.3.3.5 La pénétration

La pénétration de la soudure est un facteur important liée à la résistance et les autres performances des produits soudés. Il s'avère être essentiel de contrôler l'état de pénétration dans un grand nombre d'opérations de soudage. Il existe différents états de pénétration tels que le manque ou l'excès de pénétration comme illustrés en figure 1.15.

Dans un premier temps, les principales causes de l'apparition d'un défaut de pénétration sont liées à l'énergie de soudage (paramètres procédés : tension, intensité, vitesse d'avance), mais aussi

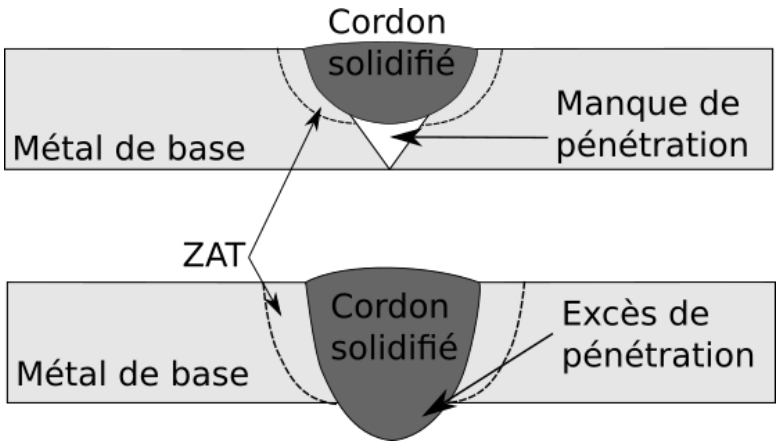


FIGURE 1.15 – Représentation du manque de pénétration et d'un excès présent en soudage.

à la vitesse de dévidage du métal d'apport (si présent lors de l'opération). Dans un second temps, ces défauts peuvent apparaître en fonction des éléments additifs présents dans le métal de base ou d'apport. Il est généralement admis que les dimensions du bain en face envers d'une soudure sont le paramètre physique le plus direct reflétant la pénétration de soudure. Cependant, en soudage, en raison de la limite de l'accessibilité, l'inspection directe de la face arrière n'est souvent pas réalisable.

1.3.4 Conclusion intermédiaire

La qualité de l'opération de soudage est assurée par le respect des consignes indiquées dans le DMOS quant à la réalisation du soudage. Néanmoins, des défauts de différents types peuvent apparaître pendant ou après le soudage. Le contrôle de la qualité du soudage est alors réalisé aux moyens d'essais non destructifs (rayons X, ultrasons, ressuage, etc.) qui sont très coûteux en temps et en argent. Aussi ces défauts étant liés à la dynamique du bain (cf. section 1.4) et à la solidification du bain qui sont pilotés par les paramètres procédés (gaz de protection, intensité, tension, vitesse d'avance etc.), il est nécessaire de décrire les phénomènes régissant la physique du bain.

1.4 Physique du procédé

Dans cette section, l'ensemble des domaines et des physiques qui sont mis en jeu au cours du soudage à l'arc vont être rappelés afin d'appréhender les facteurs influents sur la forme et la taille du bain liquide.

1.4.1 Les différents domaines

Sur la figure 1.16, les principaux domaines sont :

- L'arc électrique à l'état plasma,
- le plasma d'arc à l'état gazeux,
- le bain métallique liquide,
- les parties solides des pièces à assembler qui subissent des cycles thermiques importants.

Chacun des domaines est en interaction avec les autres domaines le long des interfaces :

- surface libre du bain,
- front de solidification entre le bain liquide et le solide.

1.4.2 Mécanismes physiques lors d'un transfert TIG

La géométrie du bain peut être gouvernée par la répartition de l'énergie dans l'arc TIG qui est elle-même régie par la distribution des lignes de courant dans le plasma (gaz de protection, conicité de l'électrode en tungstène) [17] et par la quantité de matière apportée par le fil. L'ensemble des paramètres opératoires influençant ces physiques sont nombreux (vitesse fil, vitesse d'avance, tension, intensité,...) ; il est difficile de les dissocier les uns des autres. L'analyse des différents paramètres ne peut être faite de manière indépendante et en particulier pour comprendre leurs effets sur la forme finale du cordon de soudage. Il est donc nécessaire de décrire les physiques du dépôt pour expliquer les formes de cordon.

Il a été signalé que le comportement du plasma [17] est important pour comprendre comment l'énergie se distribue pour la formation du bain de fusion. Sa modélisation permet de modéliser la densité de flux thermique en fonction de la hauteur d'arc, de l'affûtage de l'électrode en tungstène, du diamètre et de la composition de l'électrode. Néanmoins, au vu des temps caractéristiques très courts par rapport à ceux dans les parties liquides, le plasma sera considéré comme une condition aux limites pour l'étude du comportement du bain.

Dans cette partie, les équations de conservation liées au bain liquide sont rappelées ainsi que les conditions aux limites associées (les phénomènes physiques principaux sont illustrés en figure 1.16).

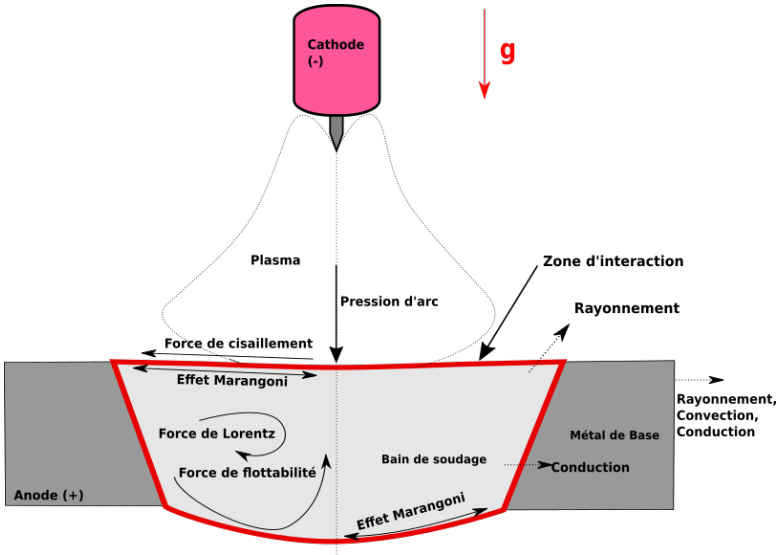


FIGURE 1.16 – Phénomènes physiques pris en compte dans le bain de soudage : position à plat.

1.4.2.1 Équations de conservation

L'équation de conservation de la masse décrit l'un des principes fondamentaux de la physique :

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \rho \nabla . \mathbf{u} = 0 \tag{1.3}$$

Avec ρ la masse volumique, t le temps, $\mathbf{u}$ vecteur vitesse du fluide. Le bain de métal liquide peut être incompressible et cette équation peut se réduire à :

$$\nabla . \mathbf{u} = 0 \tag{1.4}$$

Une second principe de conservation mis en jeu est celui de l'équation de la quantité de mouvement décrit par :

$$\rho \frac{\partial \mathbf{u}}{\partial t} + \rho(\mathbf{u}.\nabla \mathbf{u}) = \nabla \sigma + \overrightarrow{F}_{vol} \tag{1.5}$$

Avec $\sigma = -pI + \mu\epsilon$ pour un fluide visqueux, ϱ la masse volumique, t le temps, $\mathbf{u}$ vecteur vitesse du fluide, μ la viscosité dynamique, p la pression. Pour les températures dans le métal liquide au cours du procédé, la viscosité est faible, ce qui peut entraîner l'apparition de turbulence.

L'équation de conservation de l'énergie permet d'exprimer l'invariance de l'énergie dans le domaine :

$$\rho C_p \frac{\partial T}{\partial t} + \rho C_p (u.\nabla).T + \nabla.q = Q \tag{1.6}$$

Avec C_p la capacité calorifique, ϱ la masse volumique, t le temps, T la température, $\mathbf{q}$ le vecteur flux de chaleur qui est déterminé par la loi de Fourrier ($\mathbf{q} = -k\nabla T$) où k est la conductivité du matériau), $\mathbf{u}$ la vitesse du fluide. Les transferts de chaleur à l'interface solide/liquide sont dépendants des mouvements de fluide dans le bain de soudure [108].

On notera que l'ensemble des paramètres (μ, ρ,...) dépend de la température et que cette dépendance n'est pas toujours aisée à identifier.

1.4.2.2 Modélisation équivalente de l'arc

Comme cela a été précisé précédemment, on va traduire la contribution de l'arc sur le bain par une condition au limite.
Dans l'équation 1.6, la chaleur est apportée par l'arc et peut être représentée par une distribution surfacique ou volumique [15].

La distribution d'énergie surfacique peut être représentée par une distribution Gaussienne (équation 1.7)

$$Q = \frac{\eta U I}{\pi R^2}.exp\left(\frac{-3\left((X - U(t))^2 + (Y - U(t))^2\right)}{R^2}\right) \tag{1.7}$$

avec U la tension en V, I l'intensité en A, η le rendement du procédé (cf. section 1.2.2) et R représente la zone de l'arc dans laquelle passe 90% de l'énergie transmise.

Le rendement η pour le procédé TIG est rappelé dans le tableau 1.1 et a pu être estimé dans les études expérimentales [40, 45, 102], dans des conditions de laboratoire. Il n'est pas toujours aisé de le connaître dans des conditions opérationnelles (soudage en position) dans lesquelles les mouvements dans le liquide ou ceux de la surface libre sont très dynamiques.

Procédé TIG	Rendement η
Bas courant DC polarité directe	0.4 - 0.6
Haut courant DC polarité directe	0.6 - 0.8

TABLE 1.1 – Rendements théoriques de procédés à l'arc [87].

1.4.3 Forces thermo-convectives dans un bain de fusion

Un certain nombre de forces motrices agissent dans l'équation 1.5. Ces forces sont illustrées en figure 1.17. On distingue d'une part, les forces agissant dans le volume, comme la force de flottabilité et la force de Lorentz, et d'autre part, les forces agissant sur la surface de la bain.

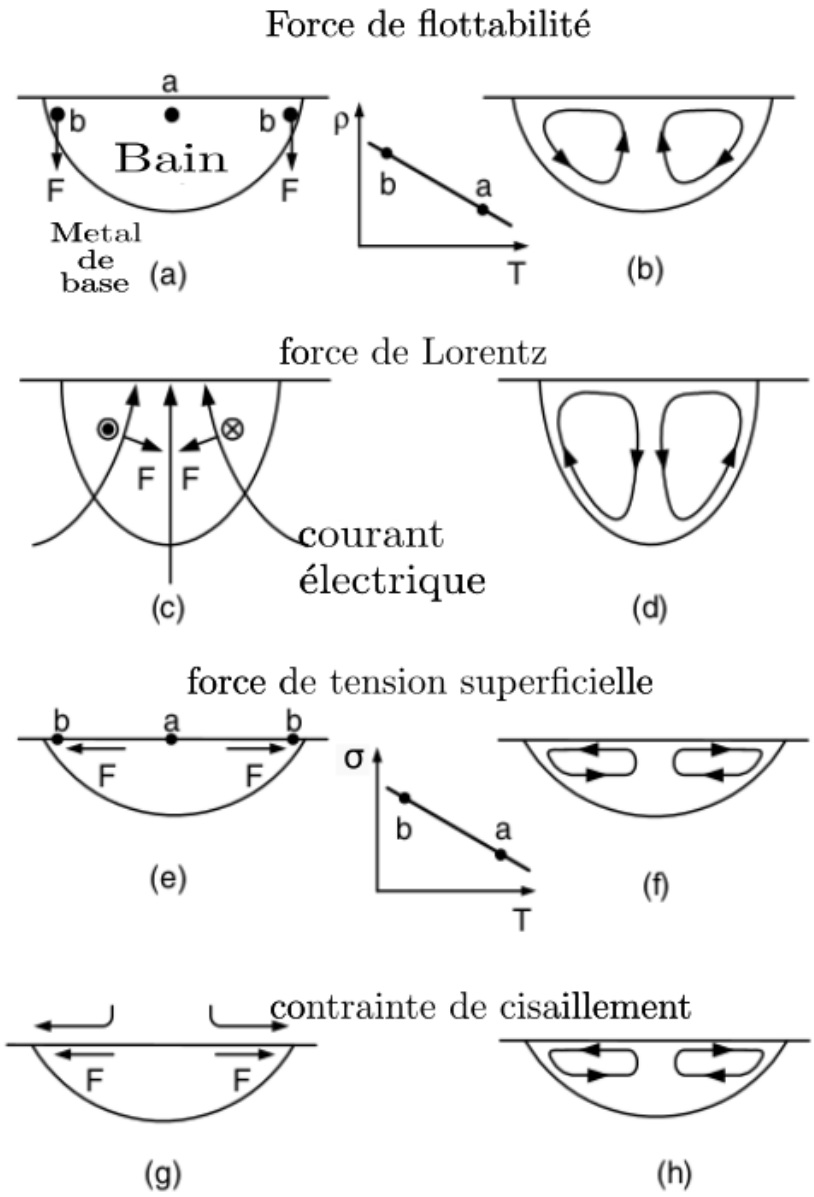


FIGURE 1.17 – Forces motrices pour la convection du bain de fusion : (a, b) force de flottabilité ; (c, d) force de Lorentz ; (e, f) force de tension superficielle ; (g, h) contrainte de cisaillement causée par le plasma d'arc. [108].

L'ensemble de ces forces peuvent se combiner :

- Forces volumiques :
  - la poussée d'Archimède (flottabilité),
  - forces électromagnétiques (ou forces de Lorentz).
- Forces surfaciques :
  - la tension de surface, pression de Laplace et effet Marangoni,

- la pression d'arc liée aux paramètres procédés,
- le cisaillement aérodynamique lié aux paramètres procédés.

Dans la suite, nous allons discuter des différentes forces et voir si elles peuvent être reliées à certains paramètres opératoires.

1.4.3.1 Forces volumiques

1.4.3.1.1 Forces de flottabilité

Les forces de flottabilité sont responsables de la convection dite naturelle, mouvements causés par la variation de masse volumique sous l'effet du champ de gravité et d'une différence de température. L'expression des forces de flottabilité est :

$$F = \rho g \beta (\Delta T) \tag{1.8}$$

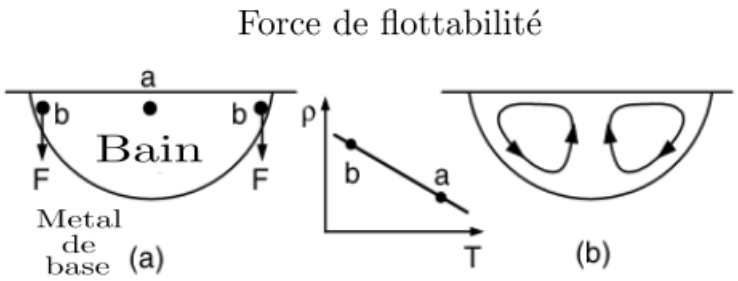


FIGURE 1.18 – (a, b) Force de flottabilité [108].

La masse volumique dépend de la température et de la concentration en espèces chimiques dans le bain fondu. Dans des configurations de soudage de type vertical ou en corniche, l'influence de cette force n'est pas négligeable [131]. L'analyse de la figure 1.19 issue d'une simulation numérique, révèle que la distribution des écoulements dans le bain fondu est différente suivant l'orientation de la gravité. Sur la figure 1.19, à gauche (soudage en position corniche), on remarque que la force de flottabilité a tendance à briser la symétrie géométrique du bain : le bain se décale dans le sens opposé à la gravité.

Ce comportement a pu être observé expérimentalement dans [19]. Le montage expérimental conçu pour permettre l'observation de l'influence de la gravité dans deux postions différentes est présenté en figure 1.20. La partie gauche de la figure 1.20 présente les différents points d'observation, de mesure et de contrôle lors de l'opération de soudage. Pour s'affranchir du rayonnement de l'arc en face avant, le bain traversant la tôle permet de réaliser la mesure du bain en face envers. La ligne surlignée en rouge définit la zone d'observation et d'analyse des résultats (ici la face envers).

En position à plat, le bain est très peu déformé et deux cellules de convection symétriques se forment sur l'avant du bain.

En position corniche, la surface du bain est déformée dans la direction opposée de la gravité et prend la forme d'une bouteille "d'orangina" (cf. figure 1.21 (f)). Une dissymétrie par rapport à la direction de soudage se forme à la fois sur la forme du bain mais aussi au niveau des écoulements visibles sur la surface libre du bain. Les deux cellules observées à plat sont retrouvées pour une configuration en position corniche mais elles ne sont plus symétriques en raison de la modification des écoulements qui modifient alors la distribution de chaleur. Les écoulements se localisent sur la partie

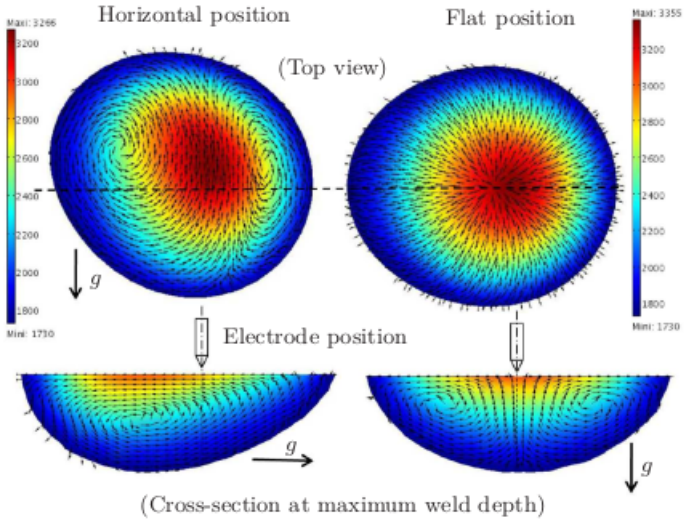


FIGURE 1.19 – Influence de la position de soudage sur la force de flottabilité et l'écoulement pour 150 A de courant d'après Traidia [131].

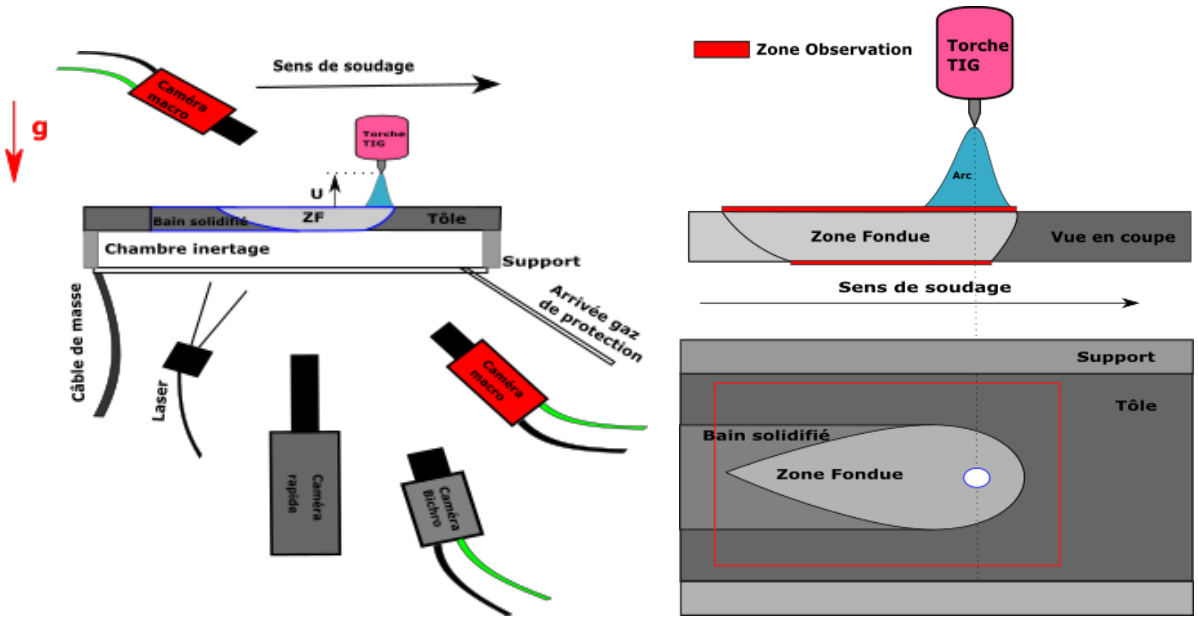


FIGURE 1.20 – (à droite) Montage expérimental en translation en position à plat ; (à gauche) zones d'observation du montage en position à plat et en corniche.

haute du bain (point le plus chaud supposé dans cette configuration).

Cette étude expérimentale a permis de montrer que les forces qui règnent dans le bain de soudage sont différentes dans les deux positions. Les observations se rapprochent fortement de l'analyse faite avec les simulations de Traida [131].

1.4.3.1.2 Forces de Lorentz

Les forces électromagnétiques aussi appelées forces de Lorentz sont créées par la combinaison du

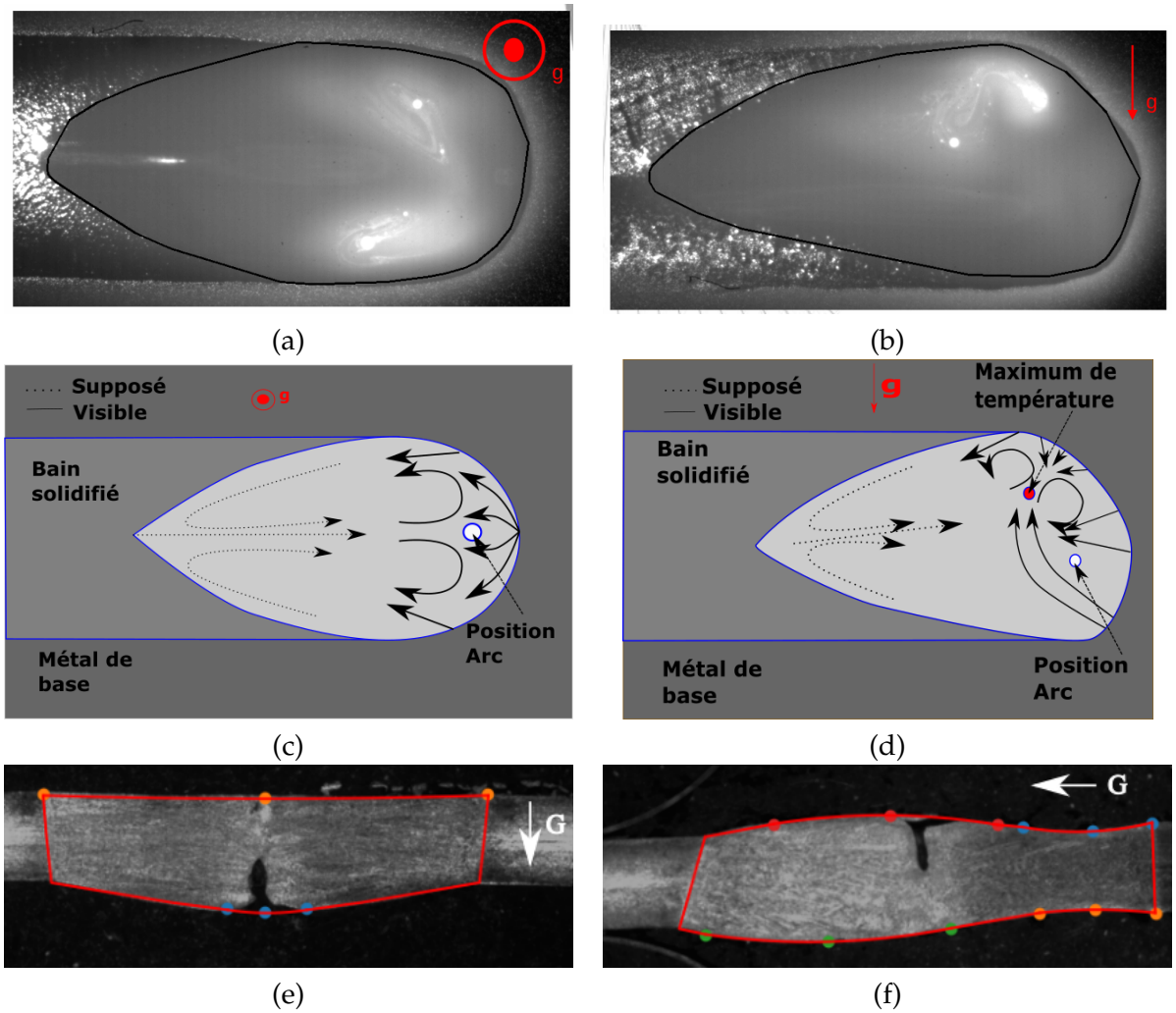


FIGURE 1.21 – (a) Visualisation du contour du bain en position à plat ; (b) visualisation du contour du bain en position corniche ; (c) visualisation des écoulements supposés en surface libre du bain de fusion à plat ; (d) visualisation des écoulements supposés en surface libre du bain de fusion en corniche ; (e) macrographie pour la position à plat, (f) macrographie pour la position en corniche.

flux de courant (densité de courant J) et le champ magnétique (B) induit dans le bain de fusion [63].

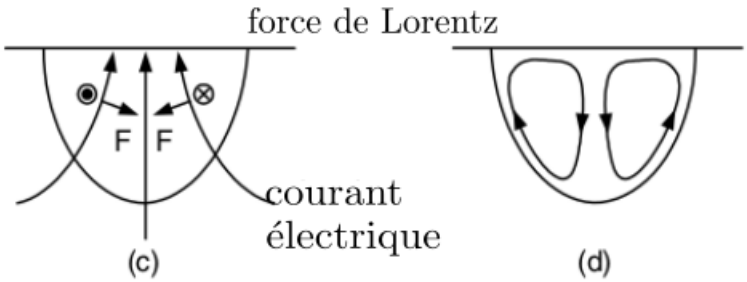


FIGURE 1.22 – (c, d) Force de Lorentz [108].

$$\overrightarrow{F} = \overrightarrow{J} \wedge \overrightarrow{B} \tag{1.9}$$

En général, les forces de Lorentz sont dirigées vers le centre du bain de soudure, ce qui a tendance à créer un écoulement vers l'intérieur et à augmenter la profondeur du bain de soudure. Le flux induit par la force de Lorentz est perpendiculaire au courant d'arc et au champ magnétique par rapport à la surface du bain de fusion. Les différents mouvements induits vers l'intérieur du bain permettent de transporter l'énergie qui arrive à la surface vers la profondeur du bain de fusion comme illustré sur la figure 1.22. De plus, elle est également couplée à la modification de la position du tungstène suivant la configuration géométrique. Par exemple, dans un chanfrein étroit, un décalage de la position du tungstène va directement impacter les lignes de courant électromagnétique transmises au métal de base comme représentées sur la figure 1.23 (l'arc cherchant la distance la plus courte (cf.section 1.2.1.1.1) créant ainsi une dissymétrie de la zone fondue.

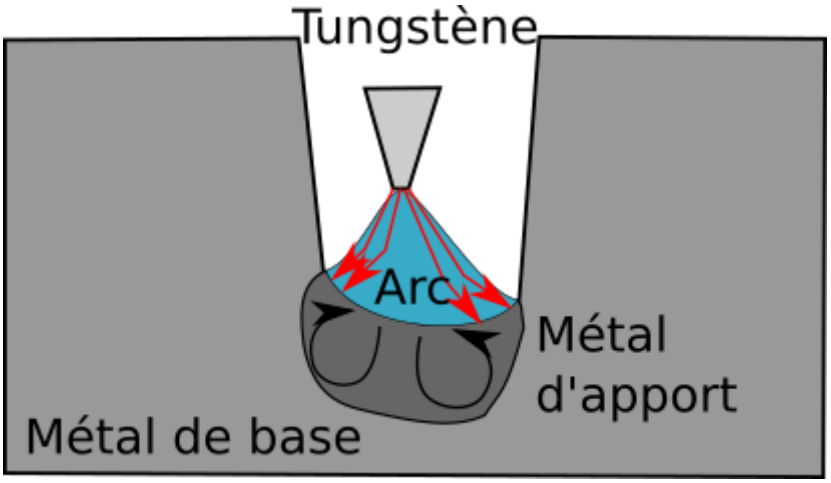


FIGURE 1.23 – Exemple d'une variation de la position du tungstène dans un chanfrein étroit et l'influence des forces de Lorentz sur le comportement du bain de fusion.

Les nombres sans dimension peuvent caractériser l'importance de certains facteurs et phénomènes physiques. L'influence des forces de Lorentz peut être appréhendée grâce au nombre de Bond magnétique :

$$Bo_m = \frac{\mu_0 I^2}{4\pi^2 R\sigma} \tag{1.10}$$

avec $\mu_0 = 1.25663706.10^{-6} m.kg.s^{-2}.A^{-2}$ la perméabilité du vide, I l'intensité de soudage et σ une valeur de la tension de surface. Dans cette équation, le nombre de bond magnétique est proportionnel au carré de l'intensité de courant électrique. Ainsi, plus l'intensité augmentera, plus la force de Lorentz aura un impact important sur la géométrie du bain de fusion. En revanche, en soudage TIG, l'influence de cette force en dessous de 200A peut être négligée vis-à-vis des autres forces notamment devant les effets de tension de surface.

1.4.4 Tension de surface, interface liquide-solide

1.4.4.1 Tension de surface

Parmi toutes les actions agissant sur la surface, la tension de surface joue un rôle particulier. La tension de surface caractérise une force macroscopique qui représente les équilibres entre phases (solide, liquide, gaz). La tension superficielle σ est définie sur la surface libre du liquide et participe à son équilibre global. L'angle le long de la ligne triple et la tension de surface influencent la forme finale du cordon de soudure.

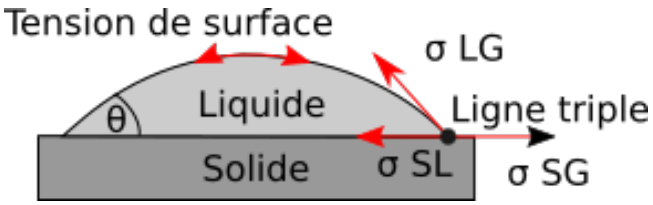


FIGURE 1.24 – Équilibre d'une goutte posée sur un plan solide (ici la gravité est négligée).

Pour des liquides à température uniforme, le mouillage caractérise l'étalement d'un liquide sur un substrat solide par apparition d'un angle de contact θ, généralement appelé angle de mouillage. Cet angle de contact est défini à l'interface des trois phases existantes ou ligne triple (solide, liquide, gaz). Par exemple, lors d'un dépôt d'une goutte de liquide sur une surface solide (figure 1.24). Cette goutte ne s'étale pas entièrement sur la surface solide jusqu'à atteindre un équilibre donnant forme à une calotte sphérique qui s'appuie sur le substrat par l'intermédiaire d'un l'angle θ. De manière générale, il est couramment admis que si l'angle $\theta < \frac{\pi}{2}$ le liquide est mouillant, tandis que si l'angle $\theta > \frac{\pi}{2}$, le liquide est non-mouillant. De plus, les énergies libres interfaciales σ_{SG} (solide-gaz), σ_{SL} (solide-liquide), σ_{LG} (liquide-gaz) décrivent l'équilibre thermodynamique de la goutte dans l'environnement et permettent de définir l'angle de contact par l'équation 1.11 :

$$cos\theta = \frac{\sigma SG - \sigma SL}{\sigma LG} \tag{1.11}$$

Le système d'équilibre lors d'une opération de soudage avec apport de métal est légèrement modifié car la pénétration de la zone fondue est également à prendre en compte (cf.figure 1.25). Enfin, la géométrie du cordon est ensuite pilotée par la tension de surface.

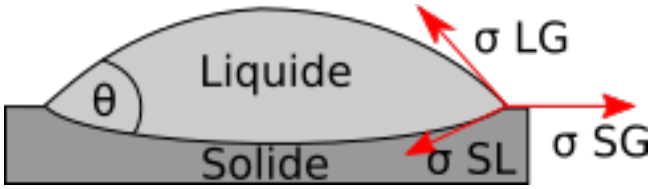


FIGURE 1.25 – Équilibre d'un cordon solidifié en coupe transversale.

L'accroissement de la pression Δp qui se produit lors de la traversée d'une interface (séparation de deux fluides), est égal au produit de la tension superficielle σ et des courbures de l'interface analysée (cf. équation 1.12).

$$\Delta p = \sigma(T)\left(\frac{1}{R_1} + \frac{1}{R_2}\right) \tag{1.12}$$

où σ dépend de la température ou de certaines impuretés présentes dans le métal de base. R_1 et R_2 sont les rayons de courbures principaux au niveau du domaine analysé. Cette pression aussi appelée pression capillaire a un rôle important en particulier pour maintenir le bain lors de l'apport de matière.

1.4.4.2 Autres forces surfaciques

Dans cette partie, on va introduire d'autres forces agissant sur la surface libre et qui peuvent avoir un rôle important sur les écoulements et donc les transferts thermiques dans le bain.

1.4.4.2.1 Pression d'arc

La pression d'arc agit à la surface du bain de fusion [81–83]. La pression d'arc sur le bain de fusion est principalement liée au flux du gaz plasmagène ou gaz de protection. Cette pression est fortement dépendante de l'intensité de soudage. Elle peut être représentée (cf. équation 1.13) par une loi gaussienne dont la valeur maximale est fonction du carré de l'intensité [67, 112]. Ainsi, plus l'intensité de soudage sera élevée, plus la pression d'arc agira sur la surface libre du bain de soudage. L'effet de cette force sur l'écoulement des fluides est faible en dessous de 200 A, ce qui est généralement le cas pour une soudure TIG.

$$f_{Arc} = \frac{\mu_0 I^2}{8\pi}\left(1 + 2ln\left(\frac{R_2}{R_1}\right)\right) \tag{1.13}$$

avec μ_0 la perméabilité du vide, I l'intensité de soudage, R_1 le rayon de l'arc au niveau de l'électrode et R_2 le rayon sur la pièce.

1.4.4.2.2 Le cisaillement aérodynamique

Le cisaillement aérodynamique est dû à l'étalement de l'arc plasma sur la surface du bain. C'est une force tangentielle correspondant à l'échange de quantité de mouvement entre le plasma et le bain de fusion. L'intensité de cet effet est fonction de la nature du gaz, de son débit et de la géométrie de la buse utilisée (cf.1.2.1.2.3). La contrainte de cisaillement provoque le mouvement du liquide du centre de la surface du bain vers sa périphérie [36] (figure 1.26)

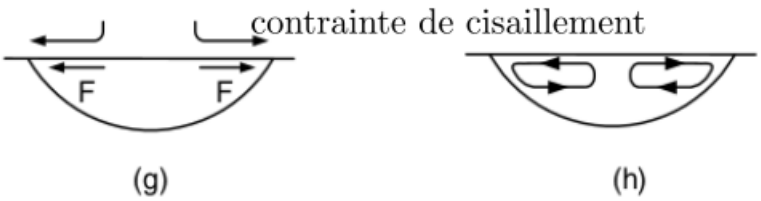


FIGURE 1.26 – Contrainte de cisaillement causée par le plasma d'arc [108].

1.4.4.2.3 Effet Marangoni

Il est connu qu'un gradient de tension superficielle apparaît sur la surface libre afin d'entraîner le liquide. Le gradient peut être dû au gradient de température $\frac{\partial\sigma}{\partial T}$ ou au gradient de concentration en espèces chimiques [23, 37, 55–57, 94]. Ce gradient de tension de surface engendre d'importants mouvements de convection. Par ailleurs, le sens de convection dépend du signe du gradient de tension superficielle qui dépend des éléments tensio-actifs comme le soufre ou l'oxygène. (figure 1.27).

L'influence des éléments tensio-actifs tels que le soufre sur l'écoulement du fluide ainsi que sur la forme du bain de fusion a été étudiée par Koudadje [72] au niveau numérique. Dans [72] deux valeurs de teneur en soufre dans le métal de base (70 ppm et 260 ppm) ont été utilisées pour quantifier son influence sur le bain de fusion (figure 1.28) en utilisant la loi de SAHOO.

La figure 1.28 révèle qu'une augmentation de la teneur en soufre modifie les mouvements de convection induits principalement par l'effet Marangoni. La forme du bain est modifiée, sa largeur diminue et sa pénétration augmente. Ainsi, suivant le signe du gradient thermique de tension de

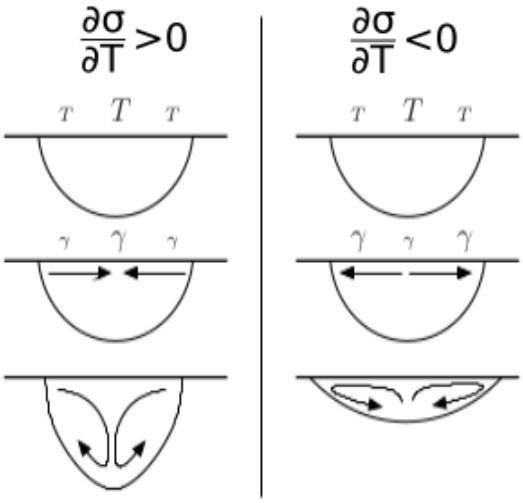


FIGURE 1.27 – Influence du gradient de tension de surface sur la géométrie du bain de soudage [108].

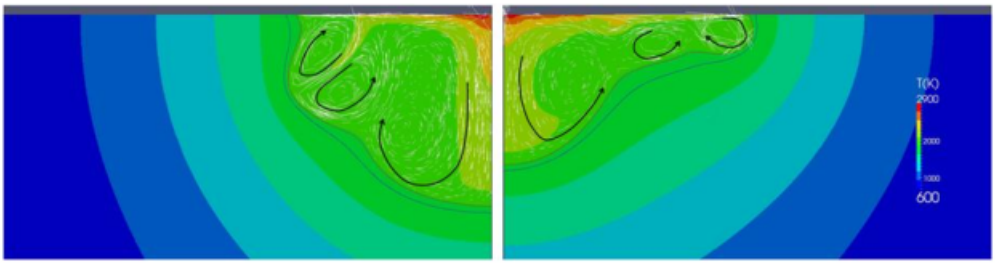


FIGURE 1.28 – Influence de la teneur en soufre sur le bain fusion : (a) 260ppm, (b) 70ppm [72].

surface, positif ou négatif, les courants induits par cette force affectant la géométrie du volume fondu auront soit un effet d'étalement du bain, soit un effet sur la pénétration du bain.

L'effet Marangoni [151] est considéré comme la force prépondérante dans un bain de soudage. Néanmoins, il est difficile de bien le quantifier en raison de sa dépendance à différent paramètres. L'importance du gradient de tension superficielle due aux effets thermiques vis à vis des dissipations (thermiques et visqeuses) est donnée par le nombre de Marangoni :

$$Ma = \frac{\frac{\partial \sigma}{\partial T} L \Delta T}{\alpha \mu} \tag{1.14}$$

Avec $\frac{\partial \sigma}{\partial T}$ variation de la tension de surface en fonction de la température, L la longueur caractéristique, ΔT la différence de température à l'intérieur du bain, μ la viscosité dynamique et α la diffusivité thermique. On remarque que plus la température à l'intérieur du bain est importante plus cet effet sera important. Certains auteurs relient le nombre de Marangoni aux vitesses dans le bain liquide [111]. Le nombre de Marangoni est autour de $9,4.10^{-4}$ [151].

1.4.5 Conclusion intermédiaire

La physique du soudage doit prendre en compte de nombreux phénomènes physiques. Aujourd'hui, la simulation du procédé de soudage TIG demeure délicate au vu des couplages existants entre les différents domaines. Il semble difficile de prédire le comportement du bain liquide et encore plus l'apparition des défauts dans des conditions opérationnelles.

Un opérateur qualifié et expérimenté peut déterminer les zones réalisées avec des défauts potentiels en fonction du comportement du bain. L'observation *in-situ* de la dynamique du bain de fusion en utilisant différents instruments permettrait de détecter sa stabilité et évaluer la qualité de la soudure en cours de fabrication. Pour ce faire, le recours à des moyens de mesure non intrusifs s'avère nécessaire. L'objectif de la section 1.5 est d'introduire différentes instrumentations, mesure ponctuelle (mesure paramètres procédés) ou globale (caméras). Ces capteurs pourraient également être utilisés pour le contrôle en temps réel de l'opération de soudage pour qualifier le comportement du bain fondu.

1.5 Contrôle *in-situ* de l'opération de soudage

De nombreuses méthodes expérimentales sont utilisées pour assurer la surveillance de l'opération de soudages comme :

- l'analyse spectroscopique de l'émission de l'arc électrique,
- l'analyse acoustique permettant de mesurer les variations de pression dues à l'arc,
- la mesure de la géométrie du bain du fusion,
- la mesure de températures.

Ces méthodes expérimentales exploitent des capteurs qui seront présentés dans cette section. Les signaux issus des capteurs peuvent être utiles avec des algorithmes de traitement et de contrôle. Cette partie présente une revue des différents dispositifs rencontrés dans la littérature.

1.5.1 Surveillance de l'opération de soudage

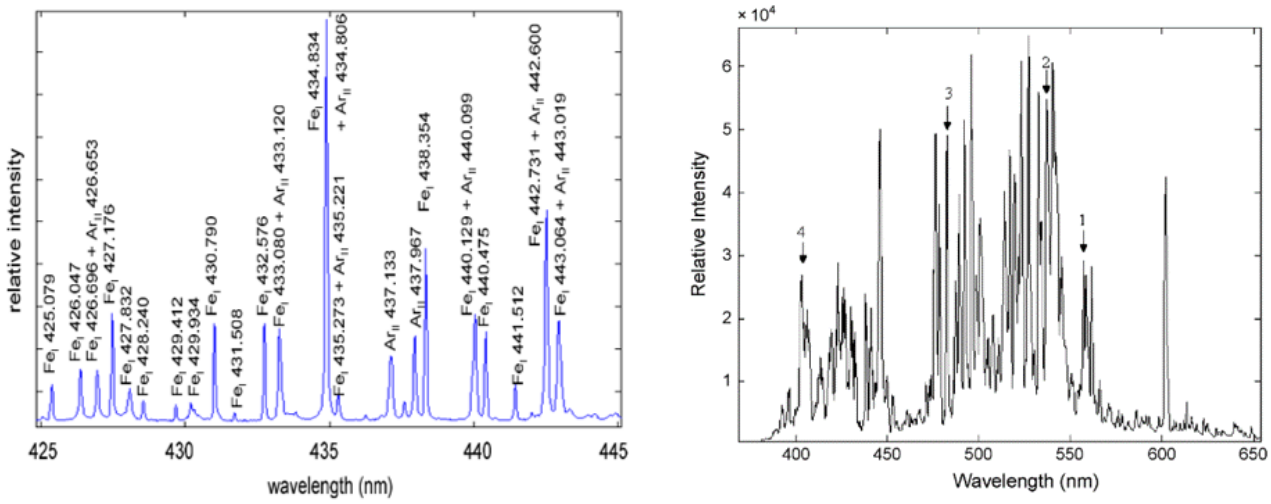
Différentes méthodes expérimentales exploitant des capteurs vont être introduites dans une perspective de surveillance du procédé en mettant l'accent sur leur utilisation en cours de soudage.

1.5.1.1 Spectromètres

Les spectromètres sont des instruments utilisés pour mesurer l'intensité à des longueurs d'onde (cf.figure 1.29) d'un rayonnement observé.

Le rayonnement de l'arc contient des informations précieuses qui peuvent être analysées à l'aide de capteurs optiques pour surveiller le processus de soudage [2,14,41,74,75,89,122]. La spectrométrie d'émission est généralement utilisée pour identifier les longueurs d'ondes de rayonnement électromagnétique émises par des atomes ou des molécules d'une substance en raison d'un changement de leur état énergétique. La spectroscopie optique d'émission permet une étude non-intrusive pour le diagnostic de l'arc donnant des informations sur les températures dans l'arc [2, 17].

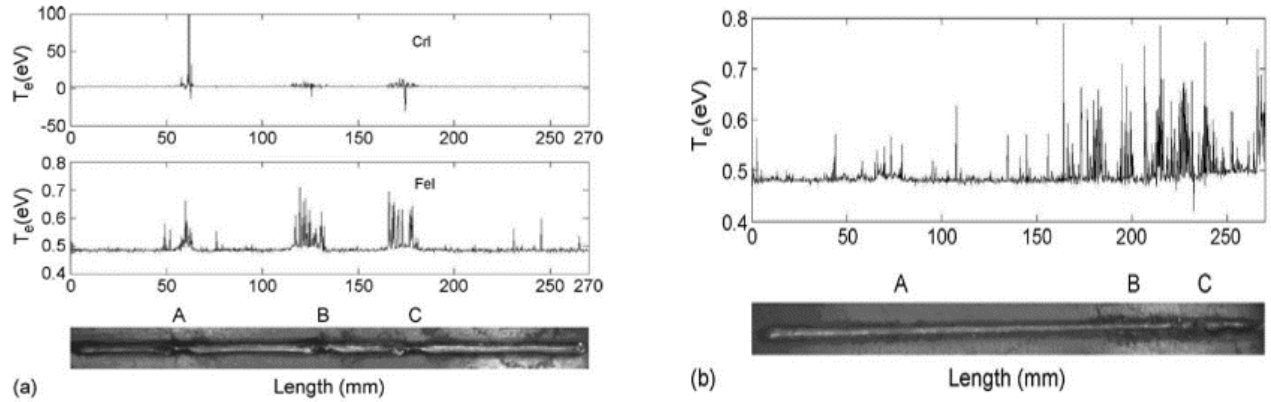
Sadek *et al.* [2] utilisent la spectrométrie d'émission pour mesurer le contenu électromagnétique de l'interface plasma-bain dans le soudage à l'arc MIG-MAG. Les températures électroniques calculées de deux éléments (Fer et Manganèse) ont été corrélées avec la position des défauts de soudage, qui ont été introduits artificiellement. Ces défauts simulés ont entraîné des changements brusques



(a) (b)

FIGURE 1.29 – (a) Exemple de spectre émis avec le procédé TIG sur une éprouvette en acier inoxydable protégé contre l'oxydation par de l'argon [74] ; (b) exemple de spectre émis avec le procédé GMAW sur une éprouvette en SAE 1020 protégé contre l'oxydation par un mélange de argon-CO2 [2].

des valeurs de température, fournissant ainsi une indication de la présence de défauts (figure 1.30).



(a) (b)

FIGURE 1.30 – (a) Comportement de la température électronique le long du cordon de soudure avec des défauts. (A) : présence de graisse ; (B) : oxydation ; (C) : inclusion de laitier. (b) (A) : inclusion métallique (tungstène) ; (B) : porosité ; (C) : manque de pénétration [2].

Les résultats de la figure 1.30 montrent qu'il existe une bonne corrélation entre les changements de la température électronique, acquise au voisinage de l'interface arc-bain de soudure, et l'apparition de défauts au cours du processus. Sur la base de ces observations, il est possible de conclure que la température électronique peut être utilisée comme indication d'un changement d'état. Cela pourrait être appliqué aux systèmes de contrôle en ligne pour identifier les emplacements dans la soudure avec une forte possibilité d'avoir des défauts de soudure.

1.5.1.2 Capteurs acoustiques

La variation de l'intensité et de la tension induisent des variations de pression dans le plasma. Le microphone consiste à mesurer une variation de pression due à un changement de pression du

plasma qui se propage dans l'environnement. A noter que le milieu environnant et les réflexions des ondes sur le bain peuvent jouer un rôle dans la mesure des signaux acoustiques. Par conséquent, l'écoute acoustique peut être utilisée comme moyen de contrôle non intrusif pour le suivi de la qualité du processus du soudage [25,27,137] et peut être complémentaire avec la mesure des paramètres procédés.

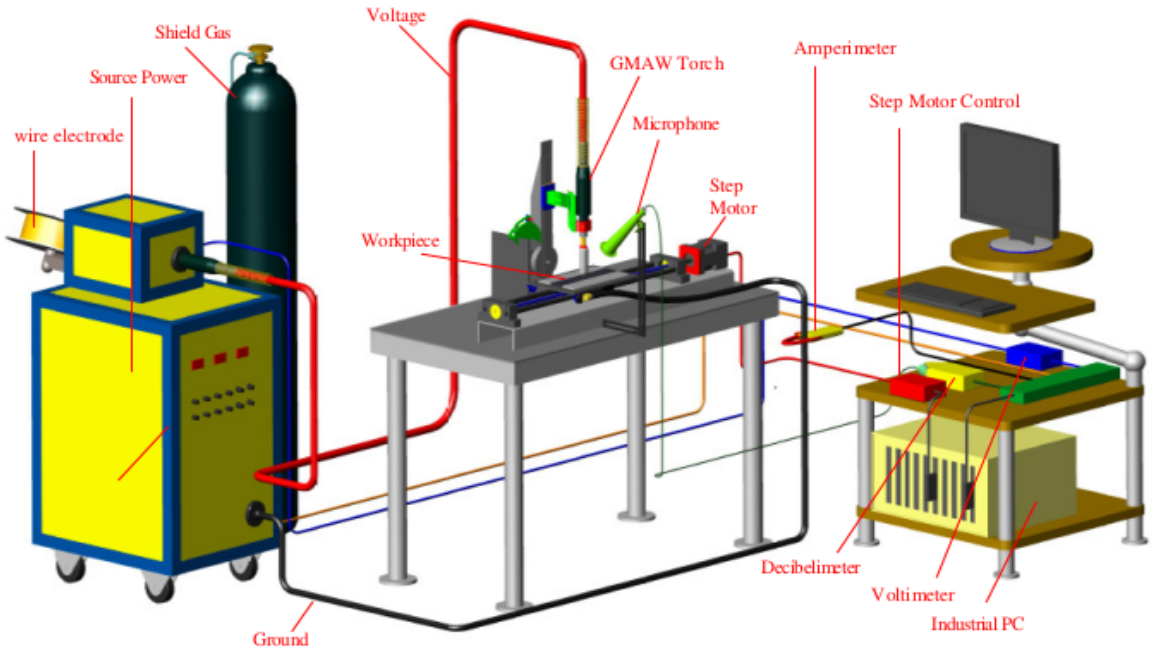


FIGURE 1.31 – Schéma de principe de l'instrumentation mise en place pour le contrôle du procédé TIG [25].

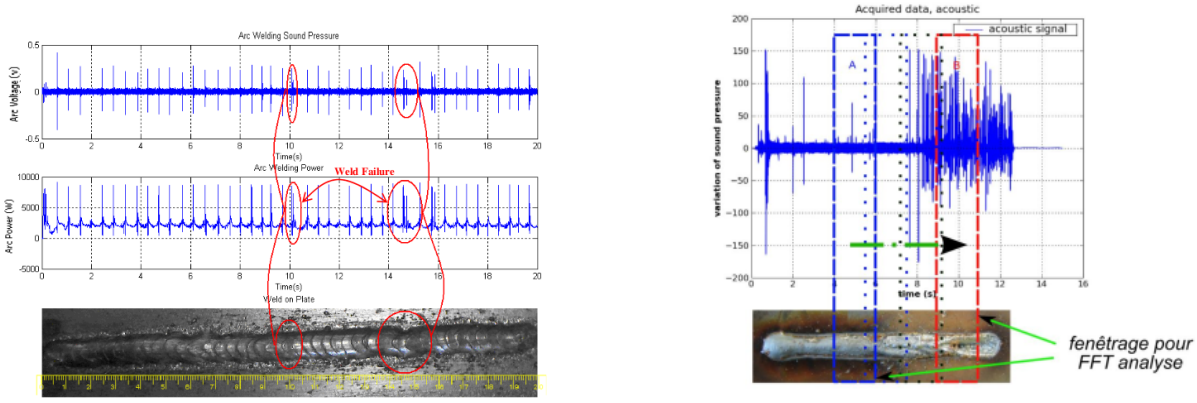
Par exemple, Wang *et al.* [137] étudient l'influence des paramètres opératoires de soudage (débit de gaz, vitesse de soudage, courant de soudage et longueur de l'arc) sur le son de l'arc à l'aide d'un microphone. Le microphone est positionné à environ 300 mm du bain de soudage, avec une fréquence d'échantillonnage de 40 kHz. Cette étude a démontré qu'une variation du son pouvait être influencée par certains paramètres opératoires. Néanmoins, la vitesse d'avance intervient moins fortement dans une potentielle variation de son.

Dans le procédé MIG-MAG (avec apport de matière), le son est aussi généré par l'impact des gouttes / détachement de la goutte et l'arc électrique. Cayo *et al.* [25] ont montré la corrélation entre le comportement de la tension et la variation d'amplitude sonore sur la qualité de la soudure (cf.figure 1.32 (a)). Chapuis [27] a pu lui aussi coupler la mesure des paramètres procédés (tension, intensité, gaz de protection) en MIG-MAG avec le contenu fréquentiel de ces signaux acoustiques par l'obtention de leur transformée de Fourier (cf.figure 1.32 (b)).

Pour conclure, sur la base de ces observations, il est possible d'utiliser la caractérisation sonore comme un indicateur de la qualité du soudage comme le fait bien souvent l'opérateur ou le soudeur.

1.5.1.3 Capteurs thermiques

La température peut être mesurée par des capteurs de contact, tels que des thermocouples, ou par des capteurs sans contact comme la thermographie infrarouge ([84–86,95,144]).



(a) (b)

FIGURE 1.32 – (a) Identification défaut de soudage par analyse des paramètres procédé et la variation de pression acoustique [25] ; (b) apparition d'un défaut en cours de soudage : signal acoustique et la visualisation de la soudure [27].

La détection infrarouge est un type de technique de mesure thermique sans contact qui a été largement utilisée dans de nombreuses applications. Le champ de température dans le bain liquide est modifié par les variations des paramètres procédés. Il peut alors être utilisées pour suivre les caractéristiques de la soudure qui sont déterminées par les propriétés du matériau et les paramètres du procédé [32, 97, 98, 141]. La thermographie infrarouge sans contact peut fournir une image bidimensionnelle dans la zone de la soudure. Ceci est particulièrement intéressant pour donner une idée du flux global de chaleur pendant le processus de soudage ou de la cartographie des différents mouvements en surface libre du bain. Par exemple, Banerjee *et al.* [13] ont mis en place un système pouvant surveiller la largeur du bain et la pénétration. La mesure de la largeur du cordon peut être mesurée par différence d'émission entre le liquide et le solide et les gradients de température à l'interface liquide/solide. Cependant, le rayonnement de l'arc peut interférer ce type de mesure. L'utilisation des capteurs infrarouges dans un environnement industriel est limité du fait de l'accessibilité, de l'encombrement du dispositif, du rayonnement de l'arc et du coût du capteur.

Ces capteurs sont également utilisés a des fins d'enrichir des modèles de simulations numériques du soudage par éléments finis [20, 59]. Par exemple, Hilal [59] a développé une méthodologie de calibration de la source thermique équivalente avec une approche de jumeaux numériques destinés à simuler la diffusion de la chaleur lors du procédé de fabrication additive WAAM (Wire-Arc Additive Manufacturing). Pour ce faire, un essai expérimental de fabrication additive a été réalisé et instrumenté à l'aide de thermocouples permettant de calibrer la source thermique à partir d'un méta-modèle de la simulation numérique de cet essai. Une caméra thermique a été utilisée permettant d'établir la cartographie du champ thermique au cours de la fabrication. Ainsi, une comparaison simulation thermique et mesure thermique expérimentale a été faite (évolution de la dimension du bain de fusion, température interpasse) (cf. figure 1.33). Les résultats montrent une bonne correspondance entre les prédictions numériques et les données expérimentales, et ont ainsi permis d'apporter des éléments de validation du modèle thermique développé et de sa calibration.

Enfin, la mesure de température dans le solide permet également de remonter à l'énergie dans le bain en couplant ces mesures à des simulations (cf. section 1.5.2.3).

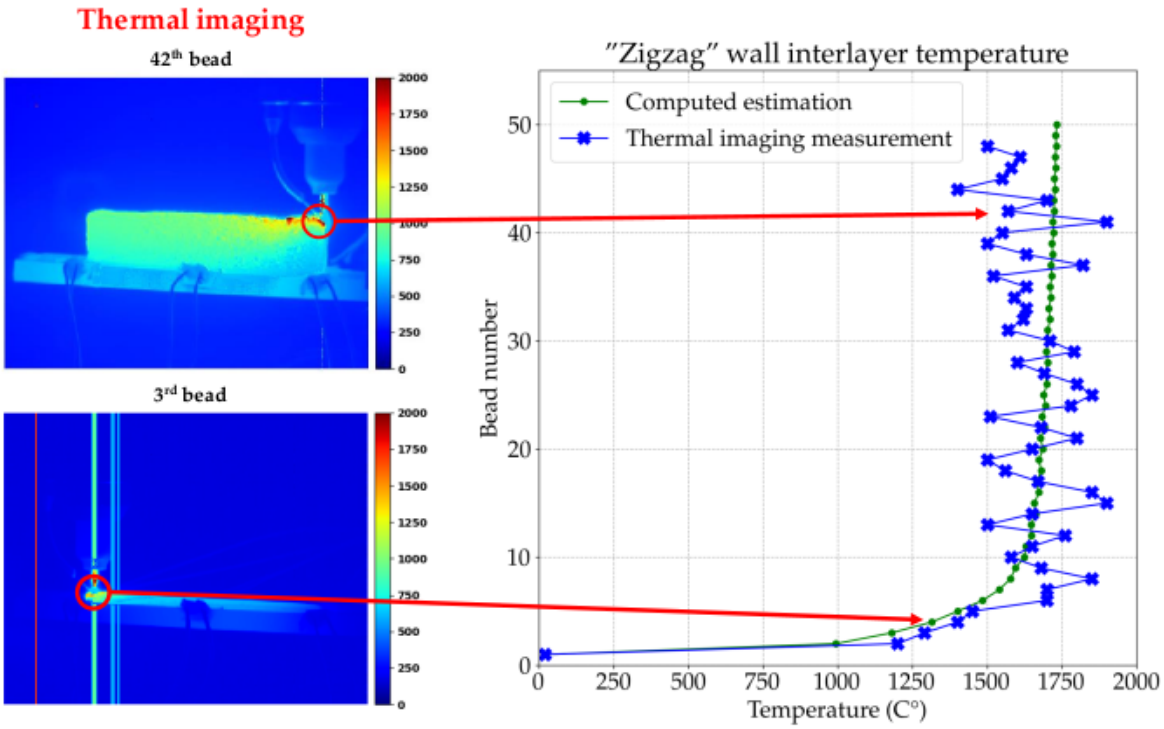


FIGURE 1.33 – Évolution de la température inter-couches de la paroi et comparaison des résultats simulation - expérimentation [59].

1.5.1.4 Caméras pour l'observation de la géométrie du bain

De manière générale la qualité du soudage à l'arc est principalement fonction de la géométrie du bain de fusion qui dépend des paramètres de soudage et de la soudabilité du matériau. L'observation des phénomènes en soudage à l'arc est importante pour la compréhension des phénomènes mis en jeu. Ces observations permettent de contrôler également la taille et forme du bain et se rapprochent des observations que peut faire un soudeur expérimenté.
Saeed *et al.* [115] ont développé une technique basée sur un capteur CCD calibré et une lumière structurée pour extraire les informations de surface comme la pénétration du bain de la soudure à partir d'images CCD. Kovacevic *et al.* [73] utilisent une caméra rapide avec un éclairage laser pour s'affranchir de l'arc électrique (figure 1.34 (a)). Ils ont aussi développé un algorithme permettant de détecter le contour du bain de fusion TIG en temps réel avec divers traitements d'images (figure 1.34 (b)). Ces auteurs ont aussi mis en place une boucle fermée basée sur le PID pour conserver la forme et la taille du bain constant. Cependant, ce modèle est difficile à paramétrer lorsqu'on change de configuration.

Pour rappel (cf. section 1.3.3.5) la dimension du bain en face envers d'une soudure est le paramètre physique le plus direct reflétant pénétration. Les conditions pratiques du processus (tels que l'espace, les mouvements, l'accès restreint) peuvent rendre impossible de placer des capteurs sous le bain de fusion. De ce fait, la mesure du bain de fusion en face avant fournit également des informations sur l'état de pénétration et certaines technologies de détection sont utilisées à cette fin. En ce sens, les méthodes d'oscillation du bain de soudure ont été utilisées par Renwick *et al.* et par Andersen *et al.* [7, 110]. Ils ont tous deux trouvé une relation entre la fréquence de résonance du bain de fusion et la largeur d'un bain de fusion en configuration stationnaire, dans des conditions de pleine pénétration. Ils ont pu établir une corrélation avec les différents modes de Rayleigh comme représenté en figure 1.35.

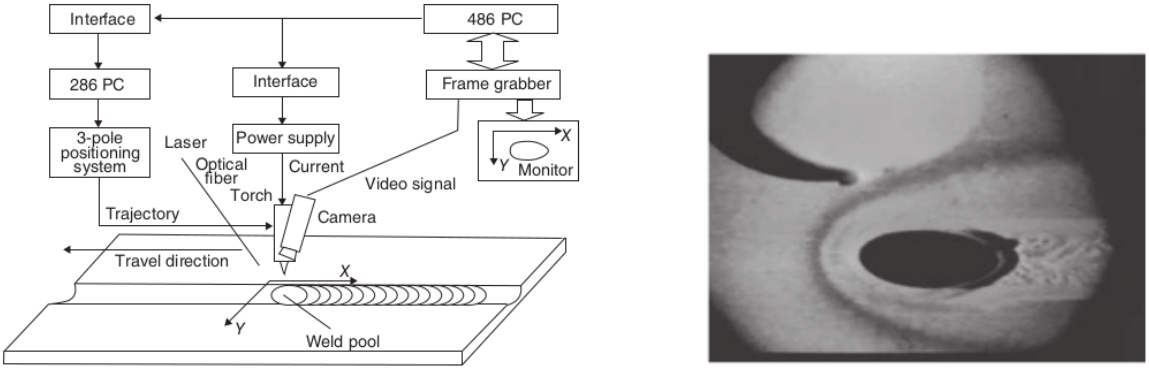


FIGURE 1.34 – (a) Schéma de principe de l'instrumentation mise en place pour le contrôle du procédé TIG ; (b) exemple de détection de contour sur une image acquise [73].

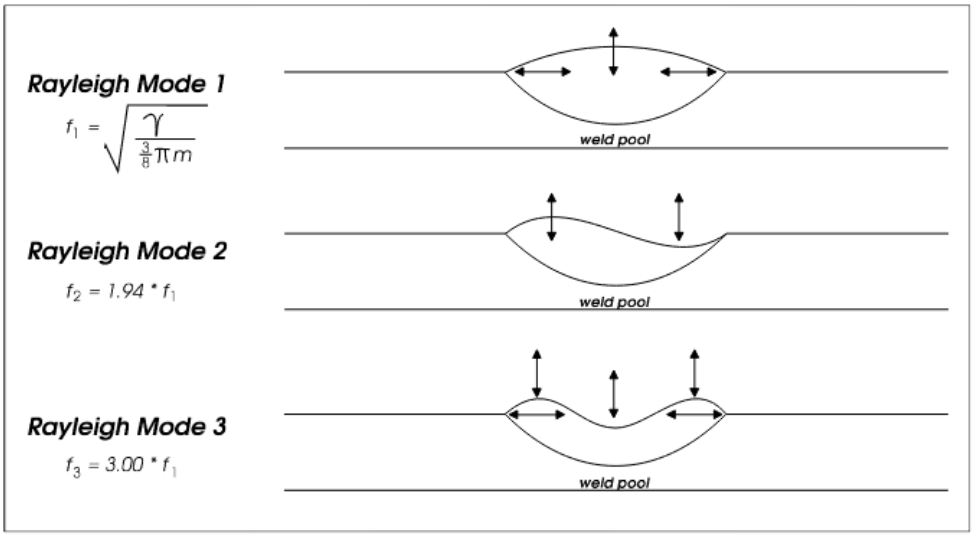


FIGURE 1.35 – Modes d'oscillation des gouttelettes [7].

Ainsi, ils ont pu faire la distinction entre la pénétration partielle et l'excès de pénétration en utilisant les fréquences de résonance. L'analyse de la dynamique du bain peut aussi donner des informations complémentaires et comprendre l'origine de l'état de pénétration lors d'une opération de soudage à l'arc.

A partir du même type de capteur, des mesures expérimentales sur les écoulements des bains de soudure ont été étudiées dans la littérature ([39, 58, 152, 153]). Zhao *et al.* ont utilisé la méthode PIV (Particule Image Vélocimetry) pour mesurer la vitesse d'écoulement en surface libre du bain de soudage afin d'appréhender les différents mouvements convectifs et leurs rôles sur la formation du bain. Aujourd'hui, ces algorithmes nécessitent un temps de traitement important et sont difficilement utilisable en cours de fabrication.

1.5.1.5 Conclusion intermédiaire

Cette partie a permis d'établir un panorama des technologies de base utilisées dans la surveillance *in-situ* des procédés de soudage et leurs principes ont été discutés. La surveillance des procédés de soudage par fusion permet, à partir de différents capteurs, d'obtenir diverses informations telles que, le profil ou la géométrie du cordon de soudage, les mouvements convectifs présents en surface du bain liquide, la pénétration de la soudure.

Cette phase d'observation à base de capteurs doit être suivi d'une méthode de contrôle en ligne comme le fait un soudeur qualifié expérimenté. De nombreuses méthodes existent mais on pense que les méthode basées sur l'apprentissage automatique [29, 92, 127] peuvent le plus se rapprocher de l'expertise d'un soudeur qualifié.

1.5.2 Contrôle en ligne d'une opération de soudage

Dans cette section, les différents capteurs introduits dans la section précédente vont être utilisés dans une perspective de contrôle en ligne de l'opération de soudage. Les données issues des capteurs sont couplés à des modèles d'intelligence artificielle. Le vocabulaire lié au domaine de l'apprentissage automatique propre aux modèles utilisés va être brièvement introduit. Dans le chapitre 3, on reviendra en détail sur les algorithmes et les méthodes utilisées.

1.5.2.1 Analyse Spectroscopique

La surveillance de l'opération de soudage par l'intermédiaire d'un spectromètre permet de détecter des défauts en cours d'opération.

Par exemple, Ancona *et al.* [6] utilise la spectroscopie d'émission pour le contrôle d'une opération de soudage à l'arc TIG sur un tube en acier. Le capteur optique utilisé dans cette configuration est illustré à la figure 1.36.

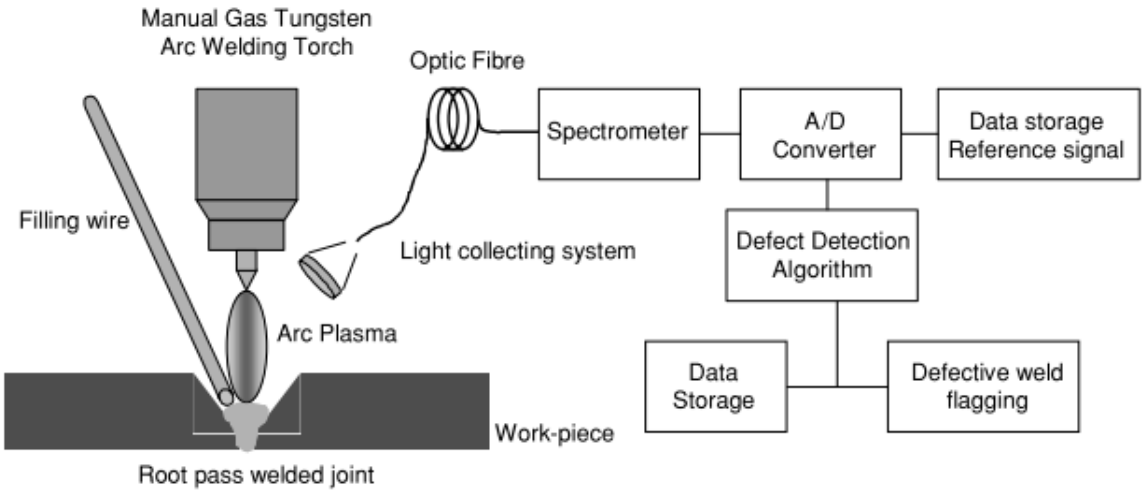


FIGURE 1.36 – Schéma de principe de l'instrumentation mise en place pour le contrôle du procédé TIG [6].

La mesure de l'intensité des raies d'émission d'argon sélectionnées permet de mesurer en temps réel la température des électrons du plasma. Un algorithme basé sur une analyse statistique du signal a été développé. Les résultats expérimentaux ont montré que le signal de température varie

fortement dans le cas d'instabilités du bain qui provoquent des défauts de soudure comme illustré en figure 1.37.

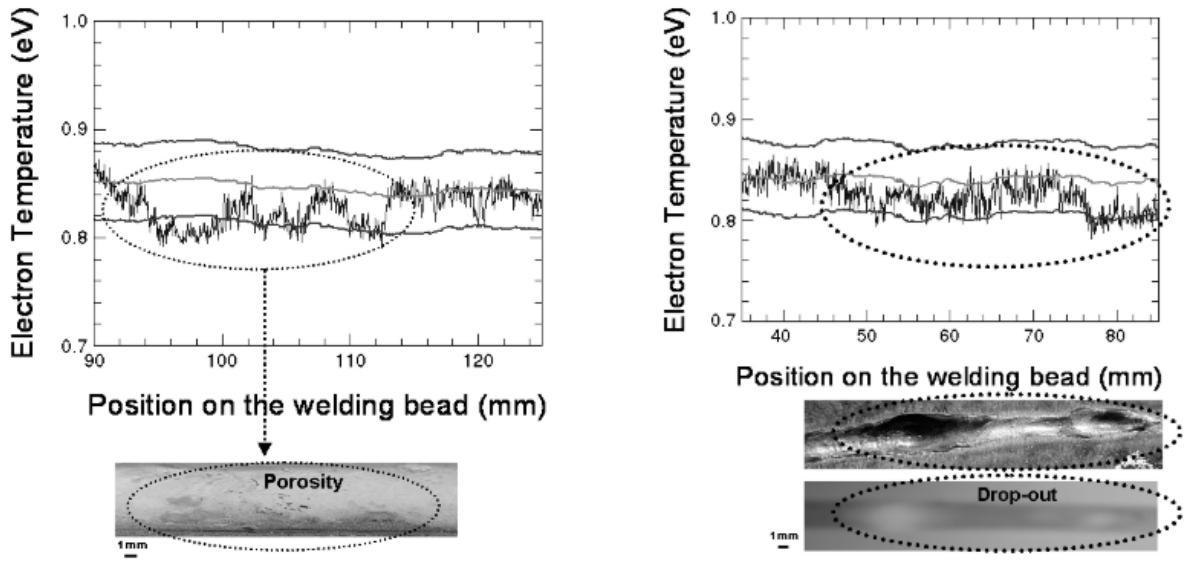


FIGURE 1.37 – (a) Présence de porosité due à une réduction du débit d'argon : signal du capteur et résultat du contrôle par ressuage ; (b) présence d'excès de pénétration, réponse du capteur indiquant une chute du signal en dessous du seuil inférieur et résultat d'une inspection par rayons X du cordon de soudure [6].

Avec cette mesure, plusieurs travaux ont mis en place des algorithmes d'apprentissage automatique [90–93, 122, 150]. Par exemple, Mirapeix *et al.* [92] ont proposé une méthode de détection de certains défauts (oxydation, pénétration) par apprentissage automatique lors d'une ligne de fusion TIG sur tôle plane par une mesure de spectrométrie. Tout d'abord, ces algorithmes ont besoin d'une base de données permettant une phase d'apprentissage et de test afin de mesurer sa performance. Ensuite, une fois le modèle robuste, celui-ci peut être utilisé pour prédire la qualité de l'opération. Cette nouvelle approche permet la détection et la classification automatique des défauts de soudure basée sur l'utilisation combinée de plusieurs algorithmes d'apprentissage automatique liant physique de l'arc et comportement du bain en temps réel.

Dans la figure 1.38 est illustrée un exemple de résultats obtenus liant le profil de température électronique de l'arc en soudage TIG et la sortie d'un algorithme d'apprentissage automatique. La figure 1.38 (a) présente un essai de référence sans défaut avec paramètres de soudage fixes. Cet essai fait apparaître l'absence d'éventuels défauts de soudage à partir de l'allure de la courbe de la température électronique qui reste constante au cours de l'opération. La prédiction de l'apprentissage automatique s'avère correcte. En figure 1.38 (b) est représentée un exemple de détection de défaut dû à une réduction de la protection gazeuse passant de 12 à 6 L/min qui induit une diminution de la largueur de cordon. Ils ont plus précisément utilisé des réseaux de neurones après un traitement de l'information spectrale de l'arc par l'analyse en composantes principales (PCA). Dans leur étude, un réseau de neurones avec 2 couches cachées est utilisé et en sortie cinq classes à prédire (bonne soudure, manque de pénétration, courant de soudage faible, réduction du gaz de protection, léger manque de fusion). Cette étude pionnière montre qu'à partir d'un signal traité, on peut prédire des défauts. L'avantage du traitement est qu'il est robuste et que la base de données est réduite.

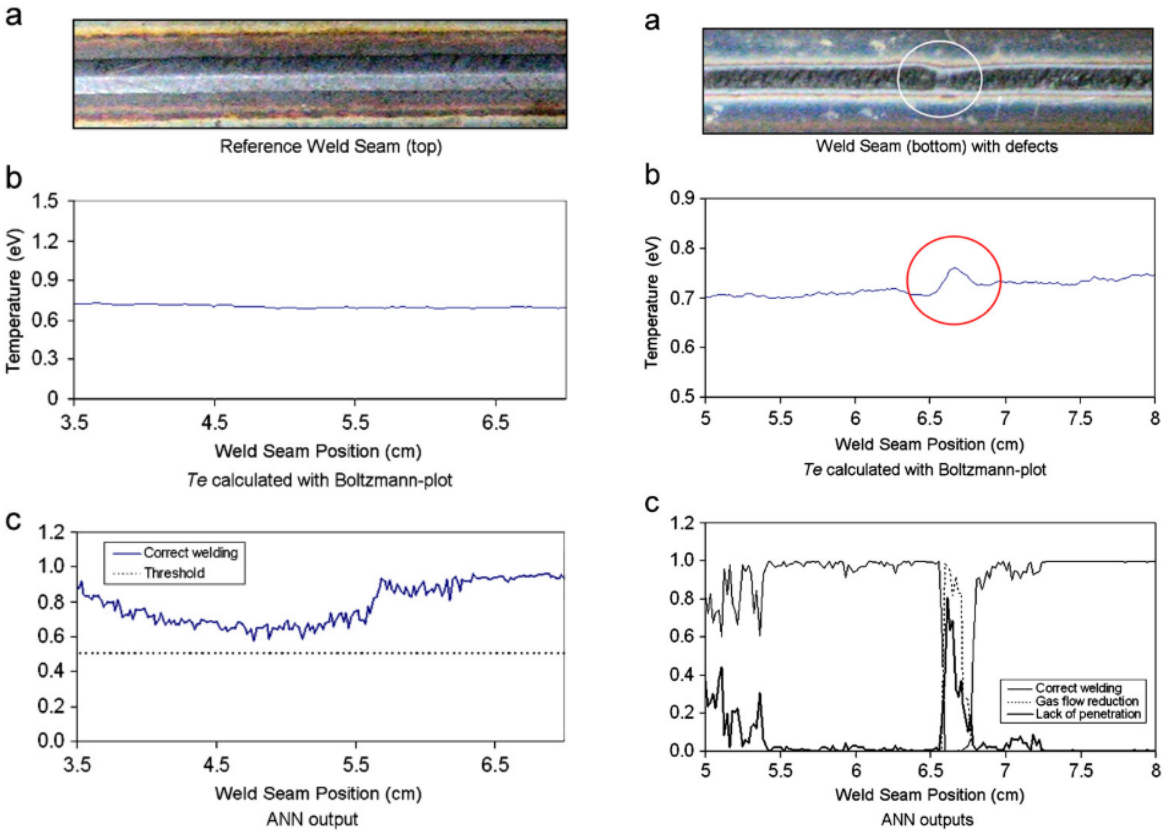


FIGURE 1.38 – (a) Visualisation de l'essai de référence sans présence de dérives avec aspect du cordon solidifié, sa courbes de température électronique et le résultat en sortie de l'algorithme d'apprentissage automatique ; (b) visualisation d'une apparition d'un défaut dû à une réduction de gaz avec classification de celui-ci par apprentissage automatique [92].

1.5.2.2 Analyse Acoustique

Le recours à des techniques d'apprentissage automatique [28, 60, 129, 136, 139] pour classer les modes de transferts en soudage MIG-MAG, d'identifier des problèmes liés à la protection gazeuse ou d'assurer l'état de pénétration lors d'une opération de soudage [127, 128] pourrait être fait à partir de l'utilisation du capteur acoustique.

Sumesh *et al.* [127, 128] ont utilisé de l'apprentissage automatique avec différents algorithmes de décisions pour assurer la qualité d'une opération de soudage à l'électrode enrobée. Sur la figure 1.39 est illustrée la méthodologie mise en place par Sumesh *et al.* afin de classer les manques de fusion, l'excès de pénétration et une bonne soudure. Tout d'abord, la création d'une base de données s'est avérée nécessaire pour l'apprentissage des modèles utilisés. La comparaison des modèles a permis de mettre en avant l'efficacité de certains modèles par rapport à d'autres. Il en ressort que la forêt aléatoire donne les meilleures classifications avec un taux de réussite de 88,69%, contre 70,78% pour une méthode arbre de décision, 67,96% pour la machine à vecteurs de support et 82,76% pour un modèle de réseau de neurones artificiels. De cette étude, les auteurs ont également pu démontrer qu'il est difficile de différencier les variations d'amplitude d'une bonne ou mauvaise soudure. C'est pourquoi, ils ont utilisé des algorithmes d'apprentissage pour la classification des défauts observés. Cette étude est intéressante en particulier pour les temps de traitement de prédiction qui sont relativement courts et semblent pouvoir être envisagés dans une boucle en cours de fabrication.

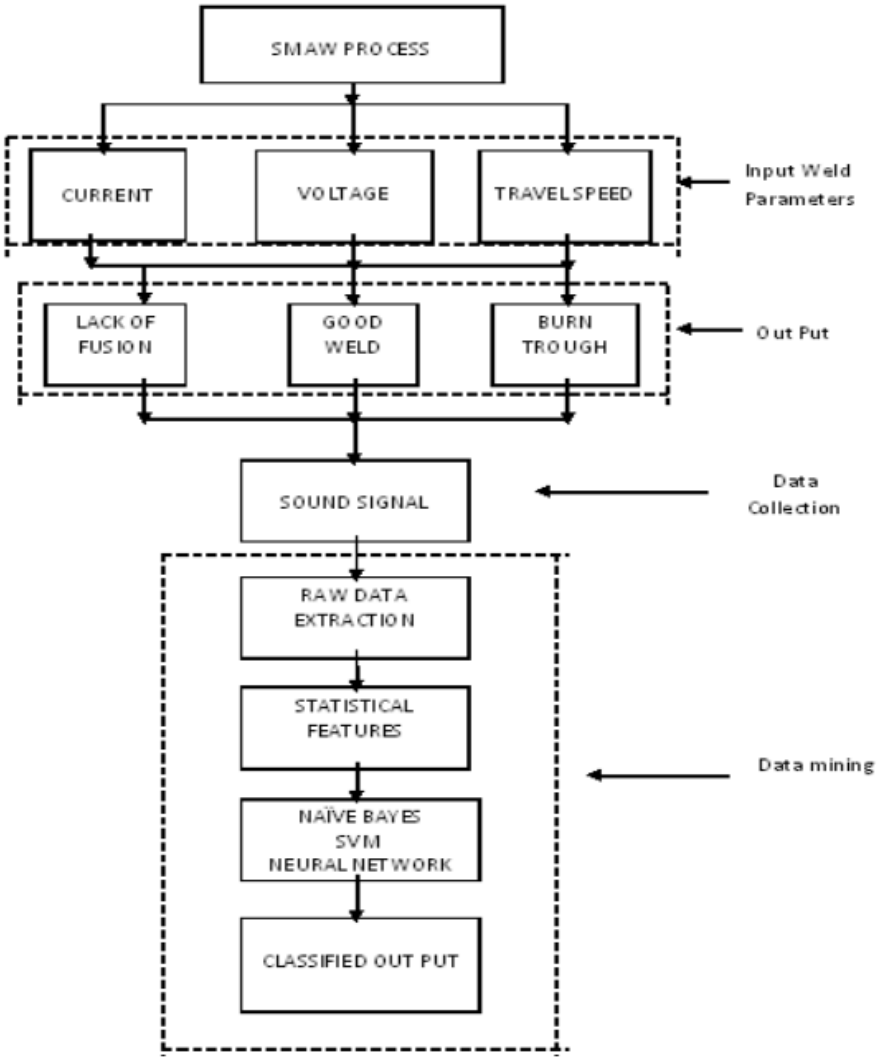


FIGURE 1.39 – Méthodologie adoptée dans cette étude pour classer les défauts de soudure [127, 128] .

1.5.2.3 Thermographie infrarouge

De nombreux auteurs ont également couplé la mesure infrarouge avec des algorithmes d'apprentissage automatique pour permettre le contrôle de la qualité, en particulier lors d'une opération en fabrication additive et en soudage [3, 26, 35, 43, 44, 104, 124]. Par exemple, dans [3], les images infrarouges ont été utilisées pour la surveillance d'une opération de soudage lors de l'apparition d'un défaut. Ils observent que les soudures sans défauts ont une distribution de température régulière, tandis que les soudures présentant des défauts, tels que le humping, présentent des changements brusques dans la distribution de températures. Le humping est un défaut qui se caractérise par la présence de ruptures régulières du cordon et apparaît généralement lors de soudage à grande vitesse [27].

Pour finir, lorsque la mesure directe est difficile, voire parfois impossible, un modèle physique basé sur la simulation peut être utilisé pour fournir des informations permettant d'étudier le comportement du système [4]. Les solutions aux problèmes réels impliquent une combinaison d'analyses

et d'informations expérimentales. C'est ce que Pereira-Alvarez [5] a réalisé dans le cadre de sa thèse. Il a pu développer une méthode d'assimilation de données pour remonter à l'état tridimensionnel de température et de contrainte en temps réel du matériau soudé à partir d'images infrarouges surfaciques, en vu d'anticiper l'apparition de fissures. De ce fait, l'étude expérimentale s'est concentrée sur un essai permettant d'étudier la fissuration à chaud, l'essai PVR (cf. figure 1.40).

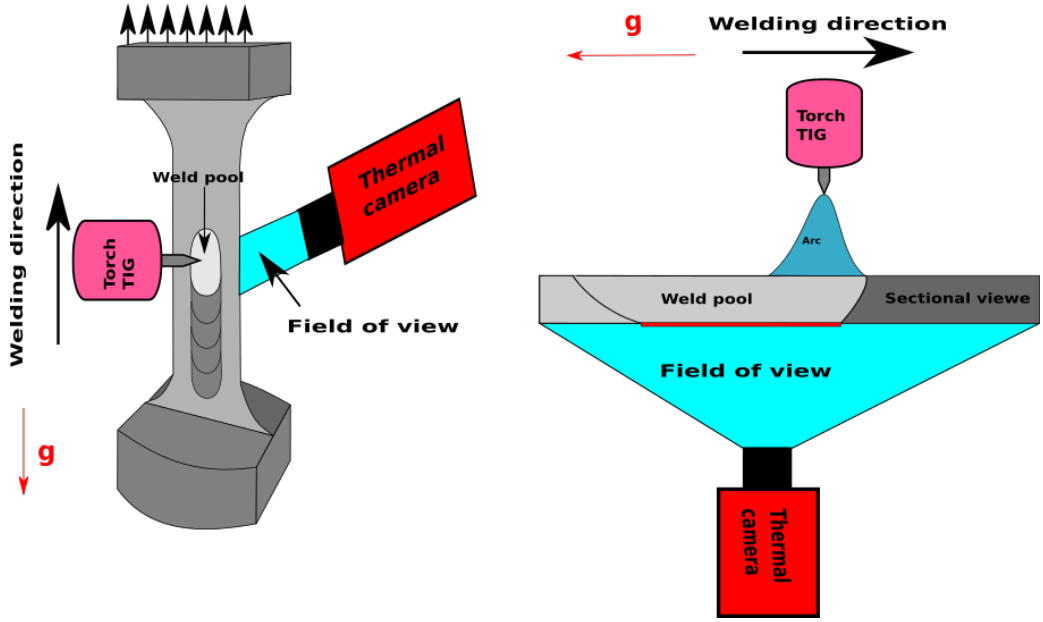


FIGURE 1.40 – Configuration expérimentale d'un test PVR et mise en place d'une caméra thermique [5].

Ainsi, Pereira-Alvarez a pu mettre en avant la robustesse de ses modèles pour remonter aux champs de contrainte dans l'éprouvette PVR comme illustrée en figure 1.41.

1.5.2.4 Observation *in-situ* de la géométrie du bain

Le recours à des algorithmes d'apprentissage automatique pour la prédiction de la géométrie en face envers du bain de soudage a fait l'objet de nombreuses recherches [29–31]. Par exemple, Chen *et al.* ont utilisé les dimensions géométriques du bain pour enrichir un algorithme d'apprentissage automatique pour la prédiction de la largeur de la face envers du bain. En figure 1.42 (a) est illustrée l'instrumentation mise en place pour le contrôle *in-situ* du bain. Un module a été développé permettant l'observation du bain de fusion en face endroit et envers (cf. figure 1.42 (b)).

La figure 1.43 (a), présente le résultat du bain solidifié en face endroit et en face envers. A partir de l'analyse de la face envers du bain de soudage, différents états de pénétration ont pu être identifiés (manque de pénétration, bonne pénétration). La figure 1.43 (b) montre l'état de pénétration réel et l'état de pénétration prédit à partir d'algorithmes d'apprentissage automatiques. La plupart des états de pénétration ont pu être prédits.

Nomura *et al.* [103] utilise une approche différente pour prédire différents état de pénétration à partir des images brutes. Une base de données a été utilisée pour la phase d'apprentissage et un échantillon test a été réalisé pour la prédiction de l'algorithme. Un exemple de résultat est présenté en figure 1.44. Les auteurs ont pu montrer qu'avec le modèle développé, ils peuvent prédire la surface de la face envers à partir d'observations de la face endroit.

Dans [146], les auteurs ont proposé une approche pour réaliser la surveillance du processus de soudage laser. La méthode proposée est illustrée en figure 1.45. L'algorithme Machine à vecteurs de

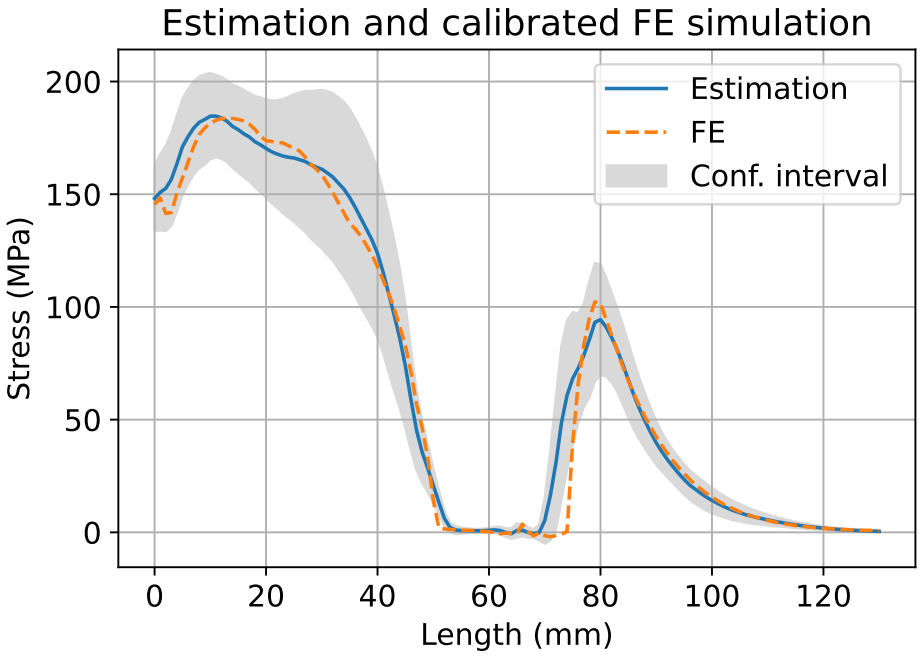
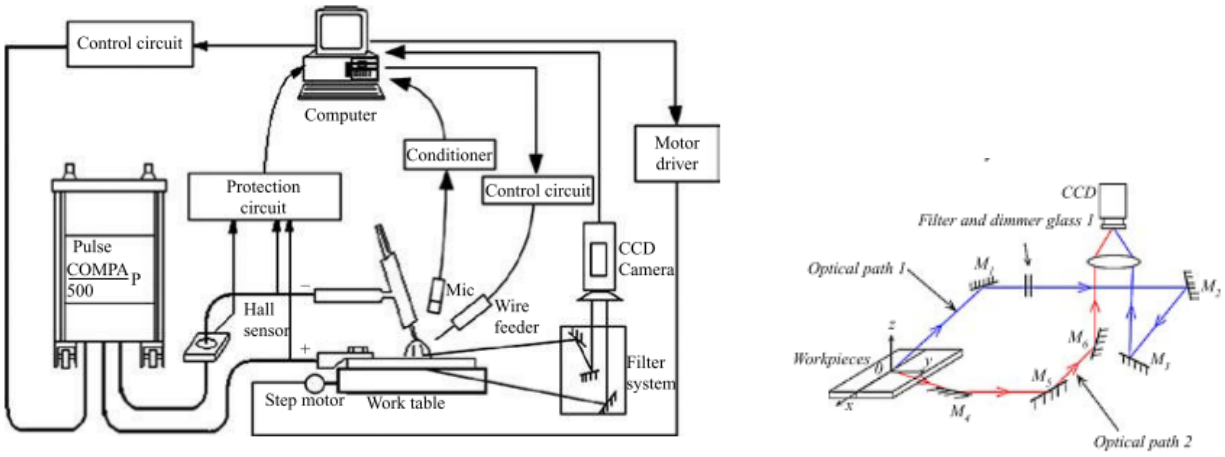


FIGURE 1.41 – Estimation de la contrainte principale maximale, simulation éléments finis et l'intervalle de confiance à partir des données du côté de la caméra infrarouge.

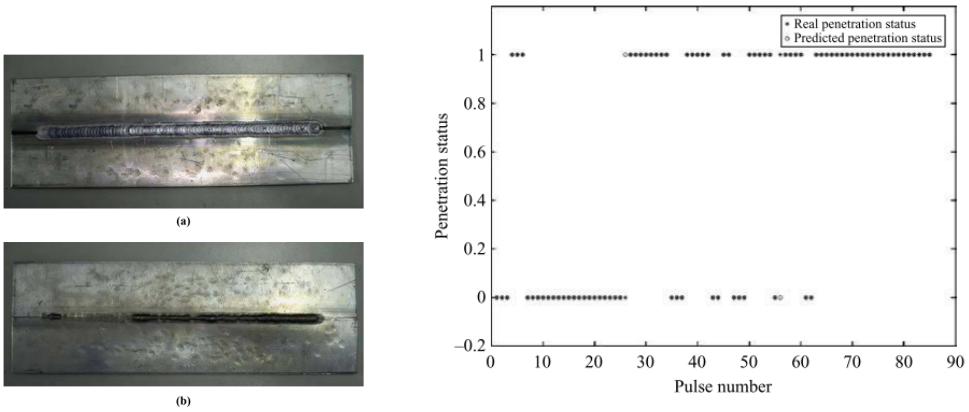


(a) (b)

FIGURE 1.42 – (a) Schéma de principe de l'instrumentation mise en place pour le contrôle du procédé TIG ; (b) montage pour l'observation du bain en face endroit et envers [29–31].

support (Support Vector Machine : SVM) et un réseau de neurones artificiels sont utilisés pour détecter et surveiller les défauts de soudage comme le humping, caniveaux, etc. (cf. figure 1.45 : définition des défauts de soudure) durant le processus de soudage. Ils ont constaté que les modèles développés permettent le contrôle de l'état de soudage et la classification des défauts. Par ailleurs, ils ont pu mettre en avant que la performance du modèle peut être atteinte avec un petit nombre de données d'apprentissage.

Dans [10, 11], des zones d'intérêts des images sont utilisées pour la classification. L'architecture du réseau de neurones convolutifs mis en place dans les deux configurations est présentée dans le



(a) (b)

FIGURE 1.43 – (a) Visualisation de la face endroit et envers de l'assemblage ; (b) résultat de la prédiction de l'algorithme d'apprentissage automatique permettant le contrôle de l'état de pénétration de la soudure.

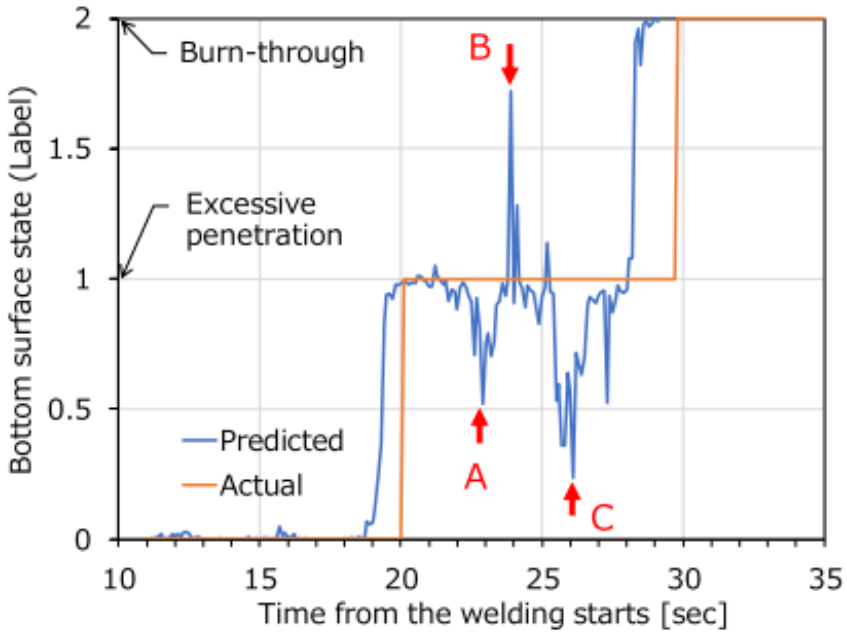


FIGURE 1.44 – Résultats de prédiction pour l'échantillon analysé [103].

tableau 1.2. Deux études sont présentées, la première consiste à établir un réseau de neurones convolutifs ayant en sortie deux classes à prédire (bonne soudure ou défauts). La deuxième a consisté à utiliser le même type de réseau avec six classes à prédire (bonne soudure, excès de pénétration, contaminations, manque de fusion, manque de gaz de protection, vitesse de soudage élevée comme indiqués sur la figure 1.46). Ils ont montré qu'il est possible d'avoir une bonne précision dans la prédiction suivant le nombre de couches intermédiaires, à partir d'images brutes.

Dans [143], un autre exemple intéressant et prometteur dans l'utilisation de réseaux à neurones convolutifs. Les auteurs ont pu comparer différentes architectures de CNN en utilisant soit une prédiction de classification (humping ou non-humping), soit une prédiction de régression (puissance du laser, vitesse de soudage). Un exemple de résultat est illustré en figure 1.47 (a). Les résultats montrent

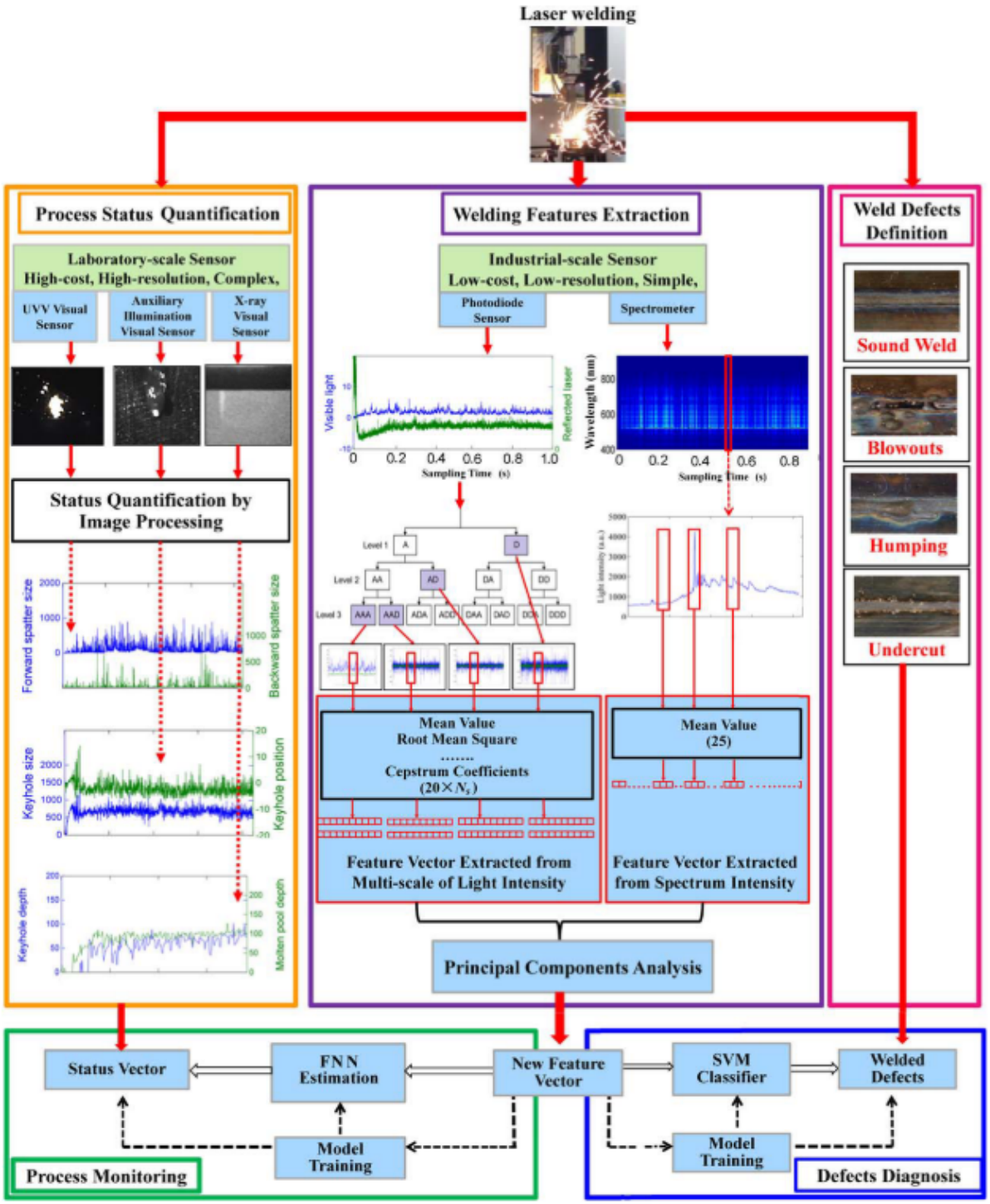


FIGURE 1.45 – Schéma de l'approche proposée par You et al. [146] pour la surveillance du processus de soudage au laser et le diagnostic des défauts.

une prédiction correcte pour la classification du phénomène de humping. Pour les résultats de régression, les prédictions donnent des estimations aux alentours de leur classe respective mais avec des écarts plus ou moins prononcés. Par ailleurs, dans cette étude, les auteurs ont utilisé l'algorithme de caractéristiques discriminantes sur l'image. Un exemple de résultats peut être observé sur la figure 1.47 (b).

Architecture de réseau neuronal convolutif

Type	filtres	taille	pas de foulée
image	1	320 x 175	
1er couche convolutive	16	3 x 3	2
MaxPooling		3 x 3	2
2ème couche convolutive	16	3 x 3	2
MaxPooling		3 x 3	2
3ème couche convolutive	16	3 x 3	2
MaxPooling		3 x 3	2
Couche dense		64	
Couche de sortie		6 ou 2	

TABLE 1.2 – Architecture de réseau neuronal convolutif pour cette étude.

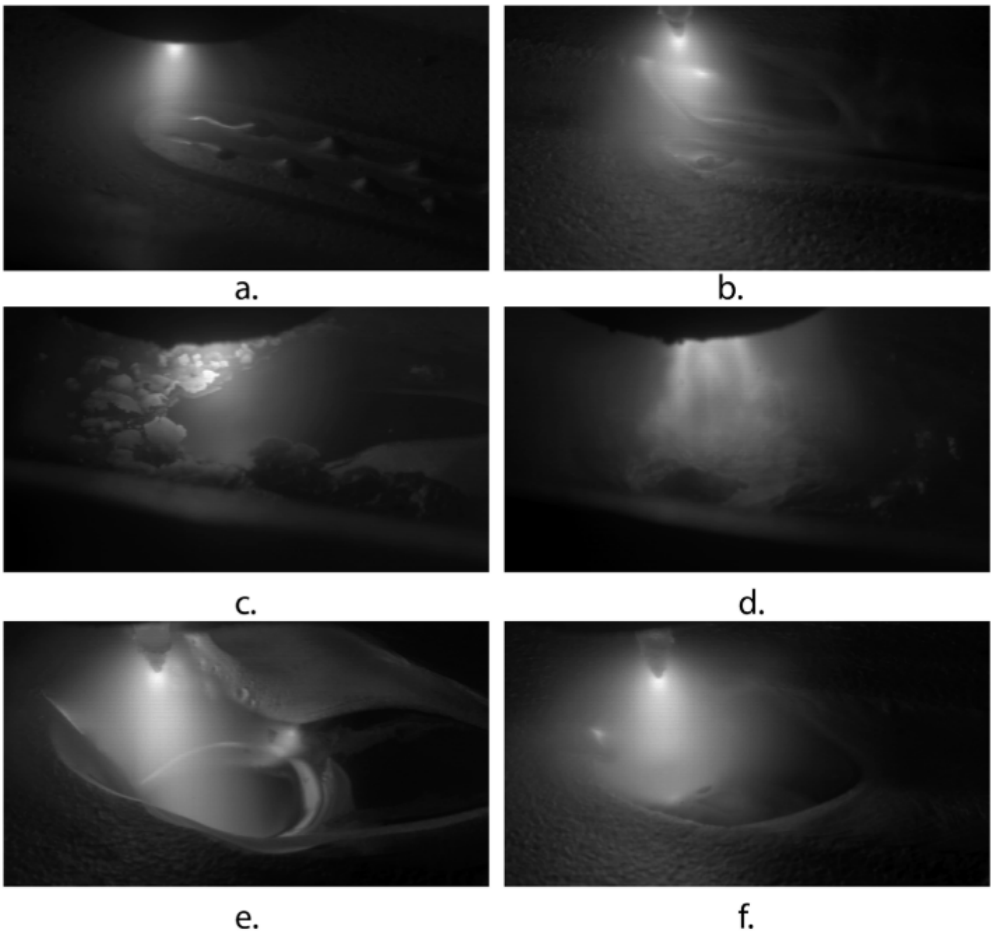


FIGURE 1.46 – Échantillons de formation, a) vitesse de soudage élevée, b) manque de fusion, c) contamination, d) manque de gaz de protection, e) excès de pénétration, f) bonne soudure [11].

1.5.2.5 Conclusion intermédiaire

La grande majorité de ces expérimentations sont réalisées dans des conditions académiques ou de laboratoire R&D (en ne mettant en œuvre qu'une seule passe). La transposition aux conditions

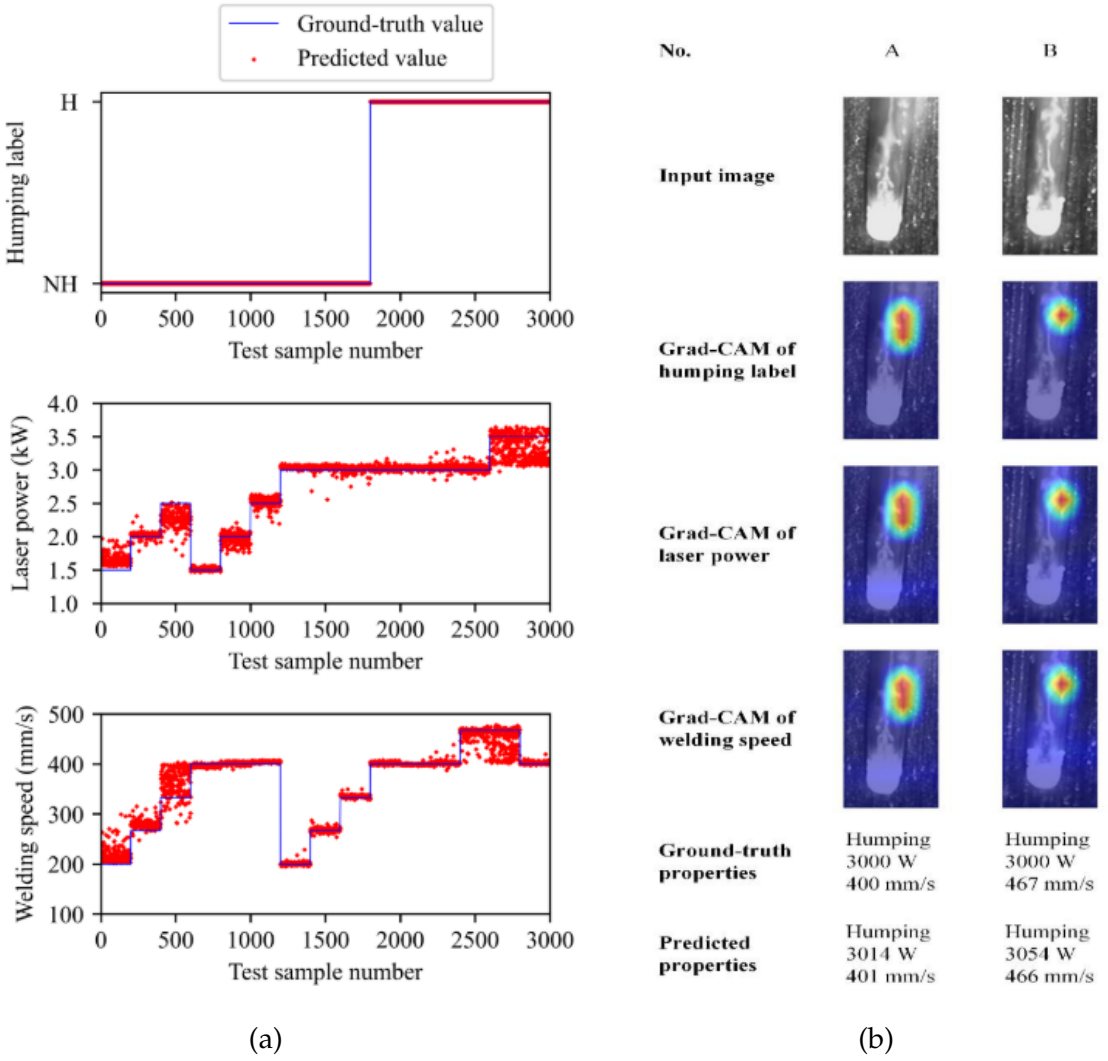


FIGURE 1.47 – (a) Résultat de la prédiction du modèle de classification (humping, pas de humping) et de régression (puissance laser, vitesse d'avance), (b) résultat de l'algorithme CAM dans deux configurations pour chaque label à prédire .

industrielles a soulevé différentes questions. Premièrement, l'environnement industriel est bien souvent perturbé, et deuxièmement, une base de données adaptée est nécessaire pour alimenter le modèle d'apprentissage automatique. Une fois la phase d'apprentissage réalisée, la phase de prédiction / classification peut alors être faite.

Initialement, de nombreuses études ont porté sur le couplage des données issues des contrôles non-destructifs avec des algorithmes d'apprentissage automatique (et profond) en particulier pour classer les types de défauts à partir des images radiographiques dans [78–80, 135]. Plus récemment, certains auteurs [132, 155] ont proposé la détection et la classification multi-classes basée sur des machines à vecteurs de support, des réseaux de neurones, KNN et CNN. Les méthodes d'intelligence artificielle ont été largement utilisées pour le contrôle en ligne des opérations de soudage.

Les méthodes d'apprentissage automatique telles que la machine à vecteurs de support [71, 77, 133, 138], l'arbre de décision [126], k-plus proches voisins [65] et l'analyse par régression multiple [66, 68, 69] ont été appliqués pour prédire l'état de soudage. Un nombre important de travaux ont développé des méthodes basées sur des algorithmes de réseaux de neurones artificiels (ANN) [1, 5, 99, 100, 116, 125] mais également de réseaux de neurones convolutifs (CNN) [24, 42, 142, 148, 149].

L'avantage de ces modèles est qu'ils n'ont aucun pré-traitement des données ou du signal à réaliser. A noter, qu'il existe néanmoins, d'autres approches utilisées pour permettre de garantir le contrôle du processus du soudage, telles que l'utilisation de l'apprentissage par renforcement [51], la fusion de capteurs [28, 31], le contrôle adaptatif [50], etc.

1.6 Conclusion

Ce chapitre a permis d'introduire les principes du soudage, particulièrement du soudage TIG et de sa qualité dans un contexte industriel. Le processus de qualité passe par l'élaboration d'une qualification de modes opératoires régis par des normes de qualification et du code de construction pour des applications dans le domaine du nucléaire. Ainsi, ce chapitre a mis l'accent sur l'intérêt de réaliser un contrôle au cours de l'opération de soudage pour un gain en temps et assurer la qualité de l'opération.

La littérature sur l'utilisation de différents capteurs en cours de soudage est abondante comme illustré dans ce chapitre. Les études présentées ont pu faire remonter la complexité et la difficulté d'appréhender les phénomènes physiques.

L'état de l'art a montré que les algorithmes d'apprentissage automatique étaient prometteurs pour détecter des défauts. On reviendra sur ces modèles dans le chapitre 3 afin d'introduire l'aspect théorique et l'aspect pratique plus détaillés des algorithmes. Dans le contrôle en cours de fabrication, un point important pour EDF est la détection des dérives des procédés pour anticiper les problèmes. Dans le chapitre 4, on détaillera les algorithmes d'apprentissage automatique permettant de détecter les dérives. Enfin, tous ces algorithmes sont basés sur des résultats expérimentaux et sur une base de données qui seront détaillés dans le chapitre 2 afin de répondre aux exigences et contraintes.

Chapitre 2

Instrumentation et traitement des données

Sommaire

2.1 Introduction 50
2.2 Instrumentation du soudage à l'arc TIG 50
2.2.1 Perturbations dues à l'environnement de mesure 51
2.2.2 Les capteurs 51
2.2.3 Mise en place des capteurs 57
2.3 Capitalisation des données 62
2.3.1 Structuration des données expérimentales 62
2.4 Présentation d'un essai 63
2.4.1 Dispositif expérimental 63
2.4.2 Torche de soudage 64
2.4.3 Matériaux utilisés 64
2.4.4 Géométrie et dimensions de la maquette 65
2.4.5 Paramètres utilisés 65
2.4.6 Description de l'essai 65
2.4.7 Analyse des résultats 66
2.5 Traitements des données 67
2.5.1 Traitement des images en TIG 68
2.5.2 Étude acoustique en TIG 76
2.6 Conclusion 78

2.1 Introduction

La mise en place d'un contrôle en ligne des fabrications et des réparations des opérations de soudage permettra de consolider la maîtrise des modes opératoires. Ainsi, les non-conformités pourront être réduites en détectant au plus près l'apparition de dérives ou de défauts. Dans ce but, plusieurs moyens de mesure peuvent être utilisés pour assister le soudeur dans un milieu industriel. Néanmoins, le choix de ces moyens de mesure doit respecter certaines contraintes :

- la taille et l'encombrement des capteurs,
- le poids,
- l'accessibilité,
- la robustesse des mesures dans un environnement très perturbé,
- la synchronisation entre les différents moyens de mesure,
- les perturbations induites par l'opération de soudage.

Pour les applications visées (gros composants, tuyauteries) impliquant du soudage multipasses et/ou de grandes longueurs, un volume important de données sera à traiter. Il est alors nécessaire de mettre en place une stratégie de stockage des données efficace et construire une base de données pour un stockage robuste permettant par la même occasion une traçabilité des opérations de soudage. Pour les données, certaines contraintes doivent être prises en compte telles que :

- la structure (possibilité de gérer des opérations complexes),
- la rapidité de lecture,
- la taille de stockage,
- l'évolutivité,
- la sécurisation des données.

Ainsi, dans ce chapitre, les premiers éléments de la chaîne de contrôle vont être présentés pour répondre au cahier des charges présenté ci-dessus. Pour ce faire, le plan de ce chapitre s'articule suivant les trois axes présentés en figure 2.1



FIGURE 2.1 – Présentation des méthodes développées.

Bien que le procédé TIG puisse être mis en œuvre en manuel et en automatique, dans cette étude, le procédé TIG automatique est privilégié afin de contrôler la trajectoire, la vitesse de soudage et permettre la répétabilité des expériences menées.

2.2 Instrumentation du soudage à l'arc TIG

Après la description des perturbations pouvant altérer les mesures, les capteurs pouvant être utilisés sont décrits. Ils permettent de s'assurer que l'opération de soudage se déroule dans le cadre prévu (DMOS) et/ou de mesurer certaines grandeurs pour quantifier certains phénomènes physiques (distribution des écoulements par exemple).

2.2.1 Perturbations dues à l'environnement de mesure

Durant l'opération de soudage, la mesure peut être perturbée par l'environnement mais aussi par le procédé. L'arc électrique, en cours de soudage, induit de multiples perturbations (bruits électromagnétiques, électrostatiques, optiques, etc....). Il existe également d'autres sources de perturbations au niveau de l'environnement de la mesure comme par exemple des éclairages, des moteurs ou les températures élevées des pièces. Tous ces éléments peuvent perturber les mesures sur toute la chaîne d'acquisition (capteur, conditionneur, échantillonneur...) en créant des fluctuations. Pour palier ces bruits, la mise en place de dispositifs spécifiques [9,88,119] (cage de Faraday, fils torsadés, blindage, filtres optiques, etc.) doit être réalisée. Enfin, un protocole doit être mené pour identifier le type de perturbations [27] et ainsi trouver le dispositif le plus adapté.

Le dispositif le plus connu et le plus efficace contre les bruits électrostatiques induits par une différence de potentiel est la cage de Faraday. Les charges pouvant venir parasiter le signal sont capturées et évacuées par une mise à la terre du système de mesure. La différence de potentiel peut agir au niveau du capteur, des câbles ou du dispositif de conditionnement du signal.

Pour pallier les bruits magnétiques, le tressage des fils est une solution permettant de réduire l'effet du champ magnétique sur la mesure (annulation des courants induits). De plus, si le problème persiste encore, une protection diamagnétique de type alliage de cuivre peut être mise en place.

Ce court descriptif permet d'appréhender quelques solutions pour les principaux bruits. D'autres types de solutions seront discutées en particulier au niveau optique pour observer le bain de fusion.

2.2.2 Les capteurs

2.2.2.1 Mesure des paramètres procédés

Pour s'assurer que la puissance électrique délivrée par le générateur lors de l'opération de soudage est conforme au DMOS, l'acquisition en continu des paramètres procédés (tension, intensité, etc.) doit être réalisée. A chaque instant, la mesure permet de quantifier l'écart entre l'énergie délivrée et la consigne initialement fixé par le DMOS. En cas de variations au cours du temps, il est alors nécessaire de calculer des valeurs moyennes.

Tous les capteurs mis en place pour la surveillance des paramètres opératoires de soudage sont illustrés en figure 2.2. Ils sont facilement transposables au niveau industriel.

2.2.2.1.1 Tension

Cette mesure doit être réalisée au plus près de l'arc électrique entre l'électrode de soudage et la pièce soudée. La tension qui est directement liée à la hauteur d'arc (distance électrode/surface bain de fusion) est mesurée en enregistrant la différence de potentiel entre la pièce à souder et l'électrode (figure 2.3). Si la mesure de différence de potentiel est réalisée par contact, l'amorçage à haute tension-haute fréquence ne peut être réalisé, sous peine d'endommager les cartes d'acquisition. D'autre part, la variation de la tension est directement liée à celle de l'intensité de soudage (cas d'un soudage pulsé comme illustrée sur la figure 2.3 (b)) puisque le plasma est un milieu résistif.

2.2.2.1.2 Intensité

L'intensité de soudage est le courant délivré par le générateur, générant le flux d'électron entre l'électrode et la pièce à souder (figure 2.4). Cette quantité est mesurée grâce à un capteur à effet Hall. Le capteur étant sans contact, il peut être utilisé lors d'un amorçage à haute tension-haute fréquence.

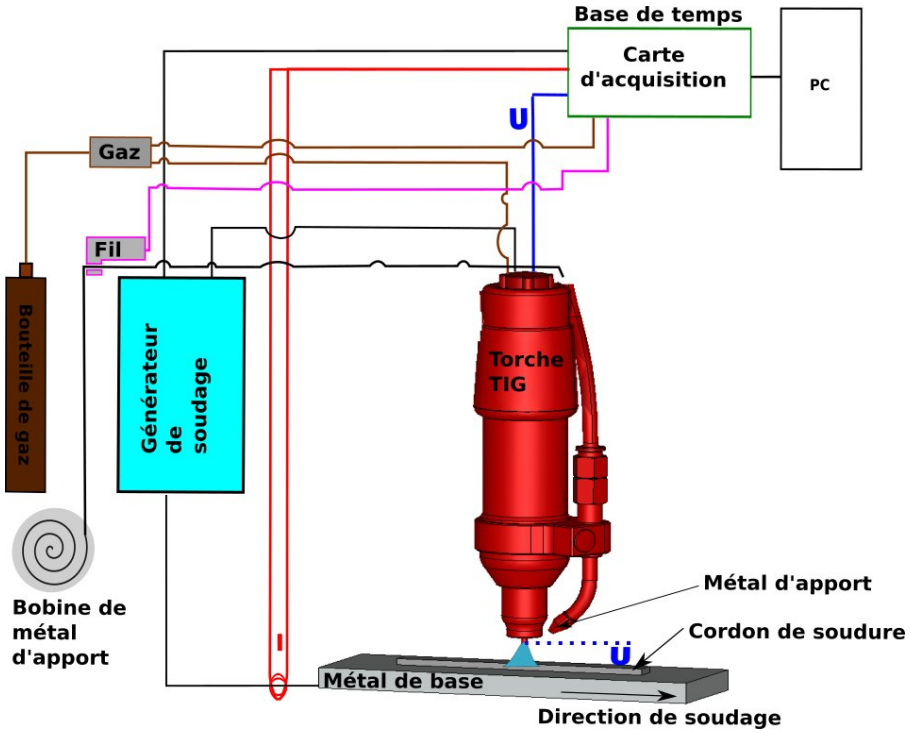
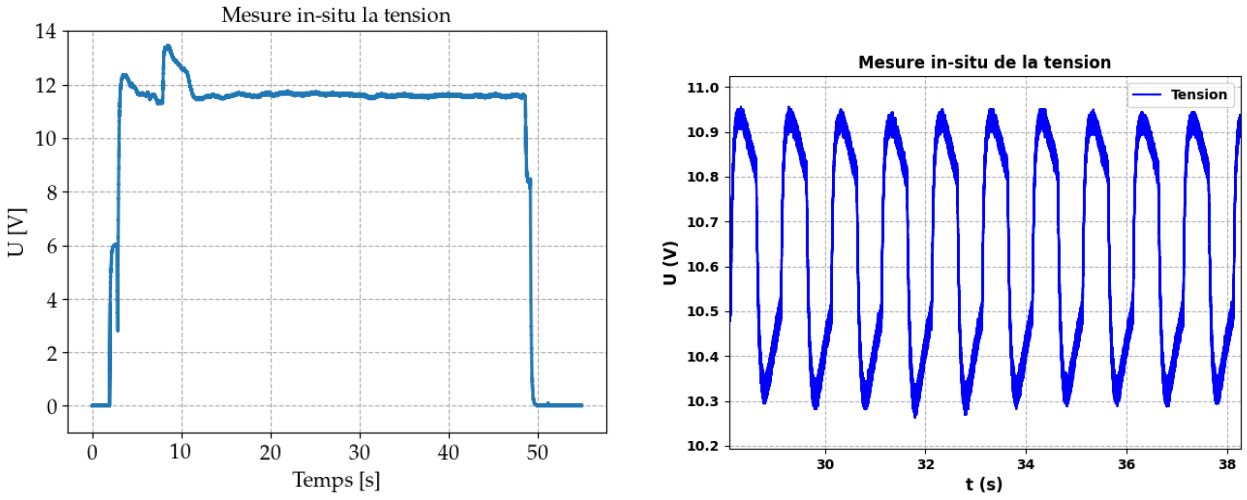


FIGURE 2.2 – Capteurs pour la mesure de paramètres procédés.



(a) (b)

FIGURE 2.3 – Exemple de mesure de tension lors de l'opération de soudage ; (a) mesure en courant continu ; (b) mesure en courant pulsé.

2.2.2.1.3 Vitesse de fil

La vitesse fil donne une information sur l'apport de matière dans la soudure et intervient sur les variations de la géométrie du cordon (cf. figure 2.5 (a)). Aussi, cette mesure permet le contrôle de la régularité du dévidage du fil. La vitesse de dévidage est mesurée via un mécanisme rotatif qui convertit la vitesse en une séquence d'impulsion proportionnelle au mouvement d'entraînement.

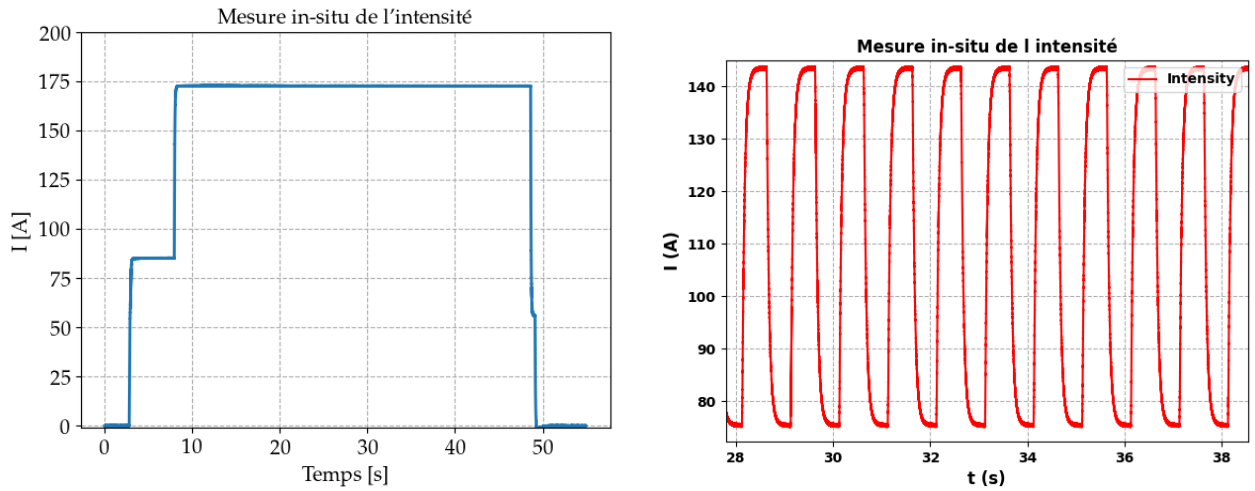
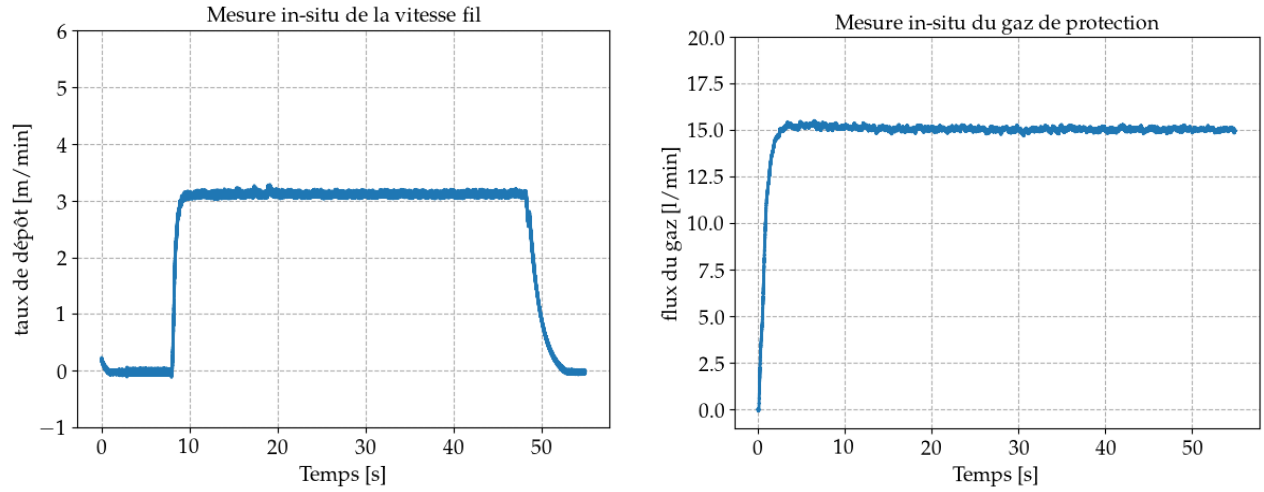


FIGURE 2.4 – Exemple de mesure d'intensité lors de l'opération de soudage.



(a) (b)

FIGURE 2.5 – (a) Exemple d'une mesure de vitesse de fil lors de l'opération de soudage ; (b) Exemple d'une mesure de débit de gaz de protection lors de l'opération de soudage.

2.2.2.1.4 Débit du gaz de protection

Le flux gazeux permet d'assurer la protection contre l'oxydation du bain liquide, la qualité du cordon et permet la stabilité de l'arc (cf. figure 2.5 (b)). La mesure est fonction du débit massique du gaz traversant le capteur. En général, le capteur est relativement loin de l'arc et seules des perturbations liées à une mauvaise mise à la terre peuvent induire des fluctuations du signal.

2.2.2.1.5 Vitesse de soudage

La vitesse d'avance de la torche de soudage est également une mesure importante. En effet, elle conditionne l'apport de chaleur (cf. équation 1.1). Dans notre cas, on utilise un procédé TIG automatique pour lequel la vitesse est asservie par le mouvement de la torche ou de la table en translation (cf. section 2.4.1).

Néanmoins, dans le cas du soudage manuel la mesure de la vitesse de soudage est nécessaire. Différentes méthodes ont été proposées mais sans aboutissement pour garantir des résultats robustes et fiables.

- Un capteur MPU à 6 degrés de liberté (accéléromètre, gyroscope, 3 axes) afin de détecter les mouvements, inclinaisons et rotations de la torche.
- Une manette de console de jeu WII (wiimote) qui comprend un accéléromètre et une caméra infra-rouge. Ces deux technologies permettent de repérer les mouvements de l'utilisateur dans l'espace (caméra IR) et la vitesse des mouvements (accéléromètre).
- Un capteur KINECT de console de jeu XBOX qui lui aussi permet de remonter au mouvement de l'utilisateur.

Une étude plus approfondie devra être réalisée afin d'utiliser ces approches pour le contrôle de la vitesse du soudeur. On peut néanmoins s'appuyer sur une mesure manuelle : distance parcourue - temps. Ainsi, pour une vitesse programmée de 0.15 m/min sur le robot, on obtient une mesure de 0.149 m/min.

2.2.2.1.6 Synthèse des choix technologiques pour la mesure des paramètres procédés

Les principales caractéristiques des solutions retenues sont synthétisées dans le tableau 2.1. La mesure de ces différents paramètres permet de s'assurer du respect des conditions opératoires initiales inscrites dans le descriptif de mode opératoire de soudage (DMOS). Ainsi une modification des conditions initiales pourra être identifiée par ce processus de surveillance. Pour finir, tous les capteurs présentés sont non-intrusifs et ne viennent pas perturber l'opération de soudage. Ils respectent les exigences et contraintes définies dans le cahier des charges.

Mesure	Matériel	amplitude de mesure	Signal de sortie
Tension	pont diviseur	-50V à +50V	+-10 V
Intensité	LEM	500A	+-10V avec résistance
Vitesse fil	HKS DV25M-S3	25m/min	0-5 V
Débit gaz	HKS GM30L10B-S3	30l/min	0-5 V

TABLE 2.1 – Caractéristiques des choix technologiques pour l'instrumentation des paramètres procédés.

En plus des capteurs directement reliés aux paramètres opératoires, d'autres permettent d'accéder à des grandeurs que l'on peut relier aux physiques du procédé (hydrodynamique, thermique, etc.).

2.2.2.2 Acoustique

L'arc électrique génère des ondes acoustiques qui peut se traduisent par une variation de pression se propageant dans le milieu environnant. Comme montré dans l'état de l'art 1.5.1.2, un microphone peut alors mesurer une pression qui pourrait être reliée à cette variation. Un microphone Brüel et Kjær (CCLD microphone preamplifier type 1706) à condensateur pré-polarisé à champ libre pour une gamme de fréquences allant de 6 Hz à 20 kHz est utilisé. Celui-ci est un capteur passif, pouvant fournir des informations sur le bon fonctionnement du procédé. On reviendra sur le traitement des données de ce capteur en section 2.5.2. Ce capteur répond au cahier des charges, du fait :

- de son faible poids,
- de sa petite taille,
- de sa facilité à mettre en œuvre,
- de son intégration aisée sur une torche de soudage,
- permet de récupérer les données en cours d'acquisition (perspective de contrôle en ligne).

2.2.2.3 Spectromètre

Les températures élevées (cf. section 1.5.1.1) induisent des rayonnements importants. Un spectromètre de marque Thorlabs ayant une bande spectrale de 200 à 1000 nm permettant d'obtenir les raies d'émission (cf. figure 2.6) a été utilisé. Ce capteur donne des informations sur les niveaux énergétiques de l'arc ou sur sa composition moyenne. Néanmoins ce type de capteurs ne sera pas utilisé car :

- les informations sur l'arc sont moyennées,
- les traitements associés sont assez lourds en temps de calcul et difficile à mettre en œuvre.

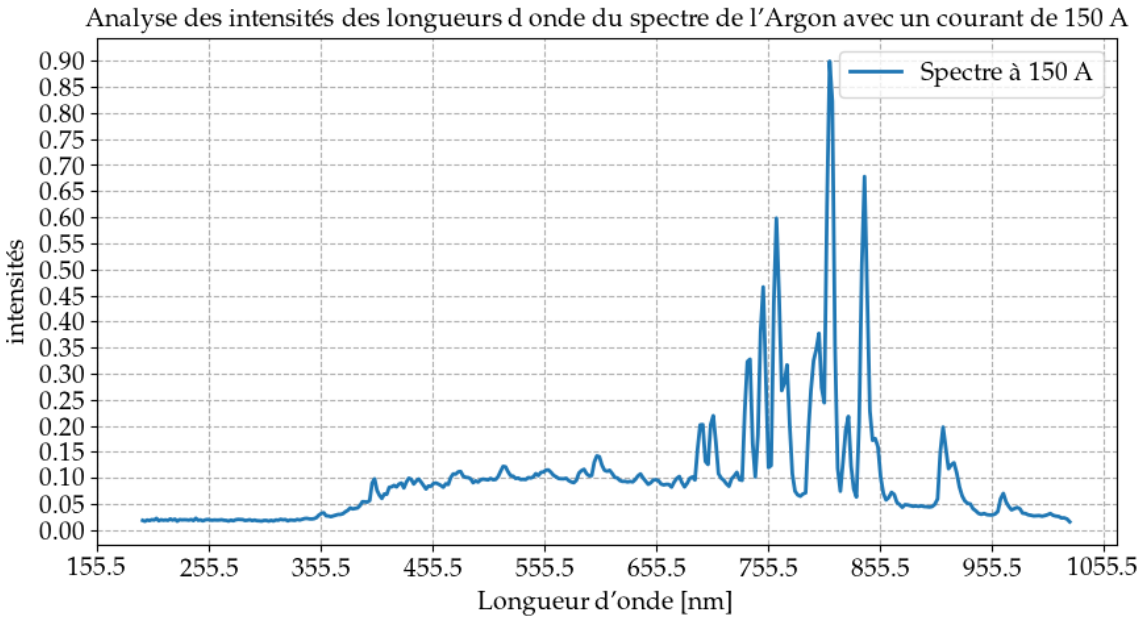


FIGURE 2.6 – Exemple du spectre d'émission de l'Argon pour une intensité de 150 A dans notre cas d'étude.

2.2.2.4 Caméra monochromatique

L'observation *in-situ* du comportement du bain liquide est primordiale pour s'assurer d'un apport de matière correct et ainsi assurer le contrôle de la qualité du bain de fusion. Les caméras permettent d'obtenir des mesures locales ou globales de façon non-intrusive. Le choix technologique pour l'instrumentation optique s'est orienté vers une caméra Alvium (Allied Vision) monochromatique. Les caractéristiques de cette caméra sont les suivantes : fréquence d'acquisition de 281Hz, résolution de 524x728 pixels, codage en 12 bits. Cet outil permet de travailler dans le visible et le proche-infrarouge comme illustré sur la figure 2.7 représentant la sensibilité du capteur en fonction de la longueur d'onde. Suivant la longueur d'onde, le flux reçu par le capteur n'est pas transformé en la même quantité d'énergie et donc transmet des informations différentes.

Pour finir, ce capteur répond aux exigences et contraintes du cahier des charges.

- La caméra possède un connecteur à l'arrière qui permet d'acquérir une image lorsqu'un niveau haut (entre 3 et 5 V) arrive sur deux contacts. Cette fonctionnalité nous permettra de nous assurer de la synchronisation de ce capteur avec les autres.
- Les paramètres d'acquisition de la caméra, comme le temps d'exposition est réglé informatiquement, stockés dans un fichier, ce qui permet de les réutiliser ou de s'assurer du bon réglage.
- La caméra est assez légère et de petite taille (13 x 30 x 26 mm).

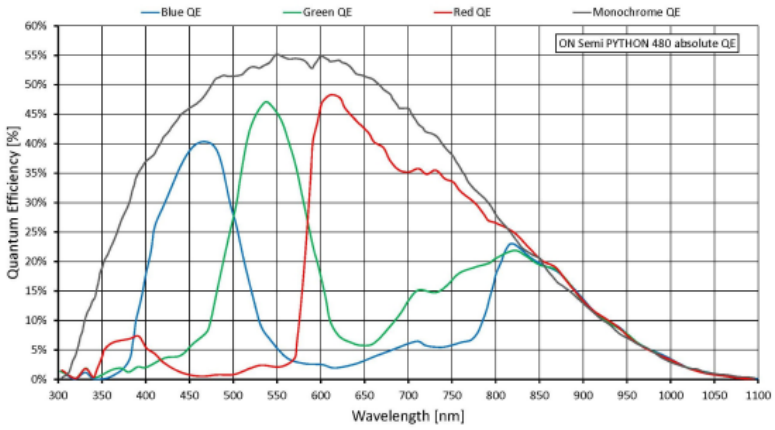


FIGURE 2.7 – Réponse spectrale théorique du capteur des caméras Alvium (données constructeur).

- La caméra être embarquée sur la torche de soudage du procédé automatique sans perturber l'opération.
- La caméra permet de récupérer les données en cours d'acquisition grâce à un câblage relié à l'ordinateur.

Dans certaines configurations industrielles réalisées avec un procédé automatique, l'observation directe peut être compliquée et il faudra prévoir des montages optiques spécifiques.

2.2.2.5 Caméra thermique

Afin d'accéder à la cartographie thermique d'une éprouvette soudée, l'utilisation d'une technique par mesure globale de température est nécessaire. Pour cela, on peut utiliser une caméra infra-rouge. Lors d'essais pour appréhender la mise en œuvre d'une telle mesure, une caméra IR multi-spectrale (8 filtres) FLIR ORION a été testée. La plage spectrale couverte est de 1 à 5 μm, avec la possibilité d'utiliser plusieurs filtres à bande étroite pour réaliser des mesures. La plage de température est de $-20°C$ à $3000°C$ selon l'étalonnage. La résolution de la caméra est de 320x256 pxls. Ce capteur ne répond pas au cahier de charges en raison :

- d'un fort encombrement,
- d'une impossibilité d'embarquer la caméra sur la torche de soudage,
- d'une impossibilité de synchroniser les données et de les récupérer à la volée,
- d'un coût élevé.

2.2.2.6 Carte d'acquisition

Une centrale d'acquisition peut être vue comme une chaîne d'acquisition qui recueille les informations nécessaires pour le contrôle du procédé. La carte d'acquisition est choisie de façon à être polyvalente (possibilité de câbler différents capteurs après conditionnement du signal) et en constante évolution (ajout de nouveaux capteurs au sein de cette chaîne d'acquisition par exemple). Pour maîtriser la partie acquisition, le développement d'un programme spécifique est nécessaire afin d'assurer le couplage entre les différents moyens de mesure et aussi d'augmenter la plage des phénomènes observables mis en jeu lors d'une opération de soudage.

La synchronisation des différents capteurs permet à chaque instant, de caractériser l'état du procédé (tension, intensité, acoustique, caméras) par les valeurs d'un certain nombre de grandeurs physiques. Les caractéristiques de la chaîne d'acquisition sont la précision, la rapidité et les faibles bruits

électromagnétiques. La solution matérielle choisie pour la synchronisation des observations est une carte de type Labjack T7 avec 14 entrées analogiques intégrées, codées en 16-24 bits selon la vitesse d'échantillonnage. Cette solution répond au cahier des charges car elle possède :

- différentes entrées analogiques (mesure paramètres procédés, acoustique ainsi que des thermocouples si nécessaire),
- une entrée digitale permettant de lancer l'acquisition par un signal extérieur,
- une fréquence d'acquisition en accord avec les capteurs branchés dans les entrées analogiques,
- une librairie d'accès aux données, facilement intégrable.

2.2.3 Mise en place des capteurs

2.2.3.1 Principe de l'instrumentation optique

Le dispositif optique doit permettre de limiter les perturbations liées au rayonnement de l'arc. Pour chaque scène d'intérêt étudiée, un protocole spécifique est à mettre en œuvre, intégrant la zone d'intérêt, le capteur de la caméra et l'optique ainsi qu'un éventuel éclairage comme représenté en figure 2.8.

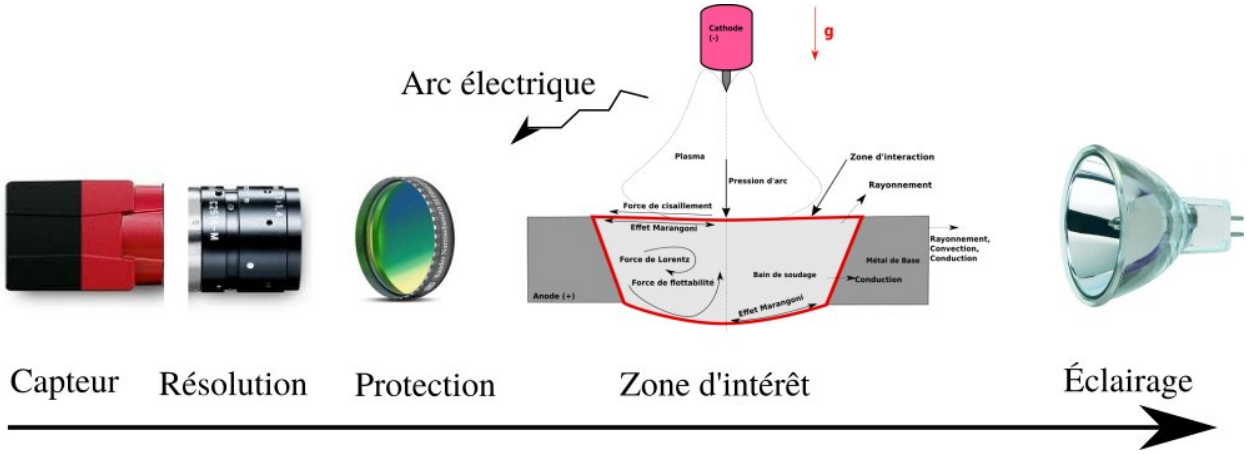


FIGURE 2.8 – Principe de l'instrumentation optique.

En travaillant sur le couplage entre la longueur d'onde du filtre optique et la sensibilité du capteur de la caméra, on peut limiter l'effet de l'arc et ainsi obtenir les informations voulues dans la zone d'intérêt. Pour ce faire, la première démarche est de mettre en place un spectromètre pour mesurer le spectre du rayonnement de l'arc et ainsi choisir le filtre le plus adapté à mettre en place afin de minimiser le rayonnement de l'arc.

2.2.3.2 Choix du filtre contre le rayonnement de l'arc

Les spectres émis avec le procédé TIG utilisé à différentes intensités de soudage (100A, 120A, 150A, 180A) sont représentés sur la figure 2.9. Sur la figure, on voit clairement que l'arc rayonne de manière plus importante pour certaines longueurs d'onde quelle que soit l'intensité.

A partir du résultat de la figure 2.9, deux filtres ont été testés. La figure 2.10 (a) montre un résultat d'une acquisition en vue de dessus avec un filtre à bande étroite (10 µm) centré à une longueur d'onde de 810 nm (pic ayant l'intensité la plus forte, cf.figure 2.9). Cette analyse révèle une sur-exposition de l'image due à l'arc électrique. En figure 2.10 (b) montre un résultat d'une acquisition en vue de dessus avec un filtre à bande étroite (10 µm) centré à une longueur d'onde de 980 nm (pic ayant l'intensité

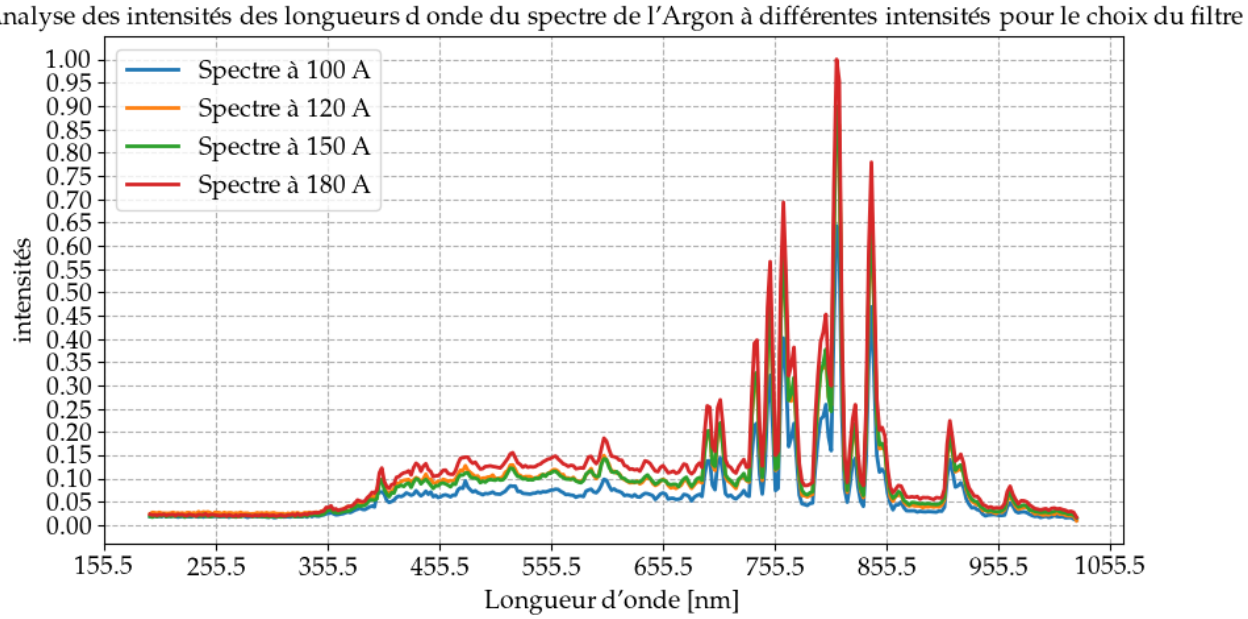
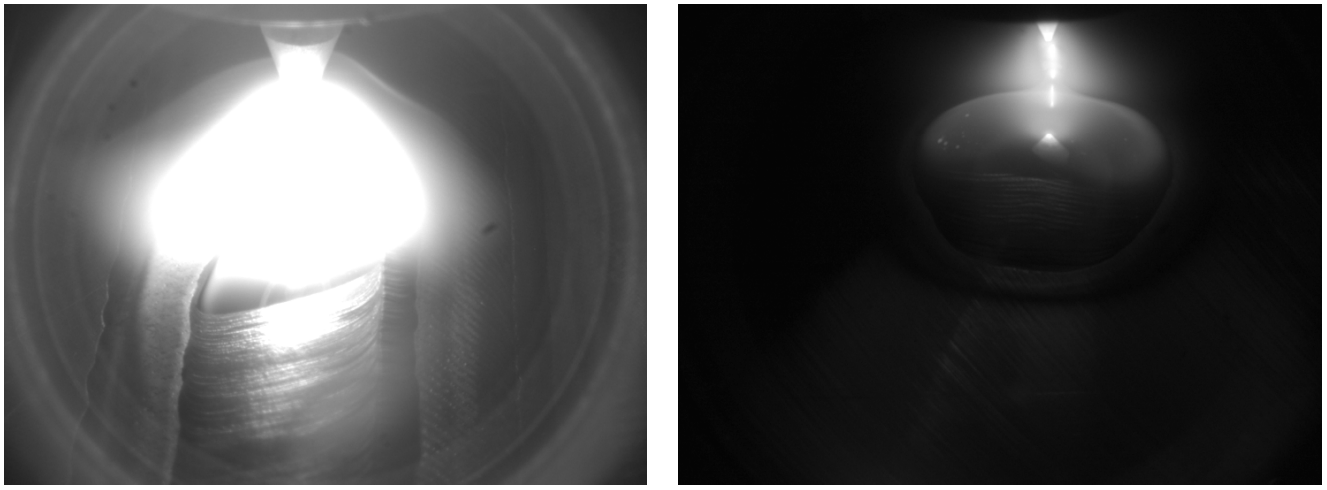


FIGURE 2.9 – Exemple de spectre mesuré à différentes intensités.

la plus basse, cf.figure 2.9). Il en résulte de cette analyse que le choix de filtre permet de limiter voire masquer la présence de l'arc. Sur la figure 2.10 (b), on distingue clairement le bain liquide. On peut observer la forme du bain, l'arrivée du fil dans le bain et l'aspect bombé du bain de fusion dû à l'apport de métal. Par ailleurs, les propriétés de la caméra ont aussi été modifiées (temps d'exposition, gain etc.) pour obtenir ce résultat.



a b

FIGURE 2.10 – (a) Acquisition en vue de dessus avec un filtre à une longueur d'onde de 810nm ; (b) acquisition en vue de dessus avec un filtre à une longueur d'onde de 980nm.

Sur la base de ces observations, le choix du couple filtre - capteur est essentiel pour permettre l'observation *in-situ* du bain de fusion.

2.2.3.3 Observation du bain liquide

Le choix des champs de vision afin de permettre l'observation de l'évolution de la dynamique du bain est illustrée en figure 2.11.

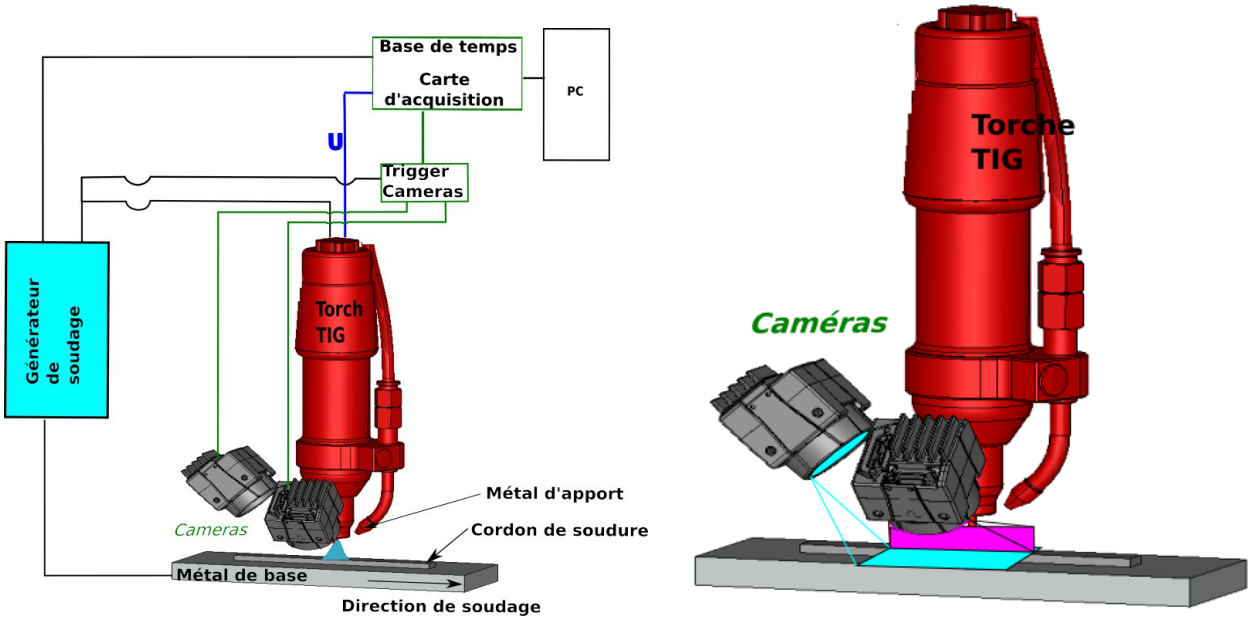


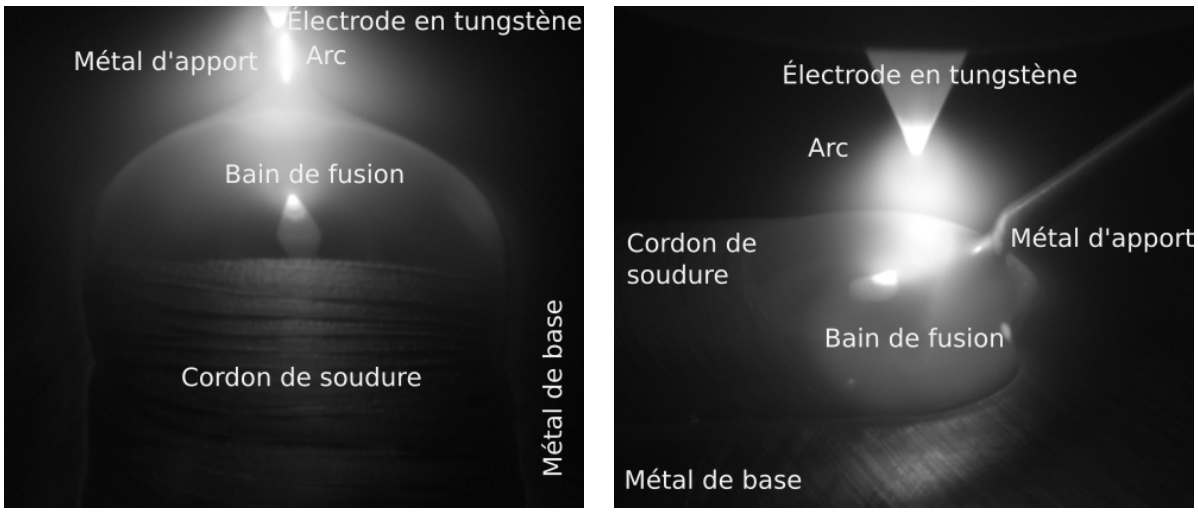
FIGURE 2.11 – Positionnement des caméras et leur champ de vision.

Pour ce premier exemple, on se place dans une configuration ligne de fusion à plat sans difficulté d'encombrement. Les deux caméras sont disposées pour permettre l'observation d'une vue de dessus (figure 2.12 (a)) et d'une vue de coté (figure 2.12 (b)). La vue de dessus permet d'obtenir différentes informations sur la stabilité du bain de fusion telles que des oscillations du bain ou la largeur du bain. La vue de coté permet d'avoir des informations complémentaires sur la qualité de l'opération de soudage telles que la hauteur du bain, ainsi que l'arrivée conforme du métal d'apport dans le bain liquide. Le recours à deux champs de vision permet d'accroître les informations visuelles sur l'aspect du bain de fusion et de garantir un meilleur contrôle de la qualité lors d'une opération de soudage. Par exemple, dans la mesure où un manque de fusion pourrait se produire à l'avant du bain de fusion, la caméra latérale permettrait d'observer ce potentiel défaut qui serait difficilement identifiable avec la caméra ayant le champ de vision supérieur.

Pour les deux caméras, un filtre à bande étroite de 980 nm a été utilisé avec une ouverture du diaphragme de 8/f. Le temps d'exposition est aussi un élément important à prendre en compte car une augmentation de celui-ci peut engendrer une image floutée. Néanmoins, pour un temps d'exposition réglé sur 176 µs, les images obtenues sont nettes et claires. On gardera ces réglages pour l'ensemble des essais. Pour ces réglages, l'exposition et la profondeur de champ sont optimales pour l'observation du bain de fusion.

2.2.3.4 Calibration des images

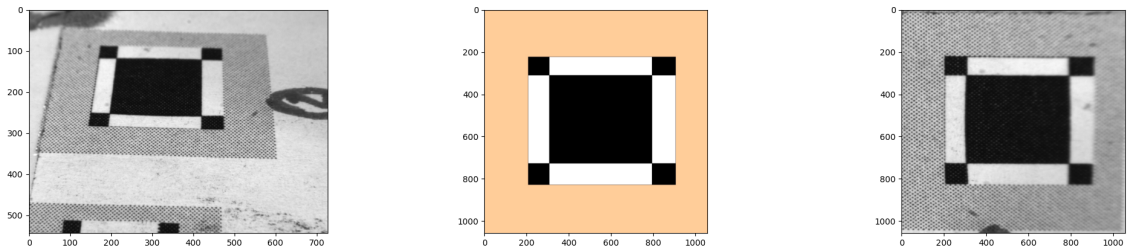
Pour accéder aux dimensions réelles des objets dans l'image, une calibration doit être réalisée. En raison de la présence de la torche, les caméras ne sont pas perpendiculaires au bain et l'image est déformée à cause de l'angle d'observation. Pour déterminer la transformation (perspective) et l'échelle, une mire de calibration dont on connaît les dimensions réelles est disposée au niveau de l'observation. On identifie une transformation affine qui permet de passer des points dans le plan de



a b

FIGURE 2.12 – (a) Exemple d'une image acquise en vue de dessus, (b) exemple d'une image acquise en vue de coté.

l'image aux points dans le plan de la mire de calibration posée sur la pièce. En mesurant sur l'image, on obtient directement les distances intrinsèques aux entités sans dépendre du point de vue.



a b c

FIGURE 2.13 – Processus de redressement des images. (a) image brute ; (b) mire de calibration ; (c) image redressée.

La figure 2.13 (a) représente la mire "déformée" due à son positionnement. La figure 2.13 (b) représente la mire de calibration brute (non déformée) dont on connaît les dimensions. Enfin, la figure 2.13 (c) représente la mire de la figure 2.13 (a) passée dans la transformation affine (perspective).

Dans le cas où des informations tridimensionnelles sont recherchées, il convient de faire une procédure plus complexe pour identifier des géométries à partir d'une image et d'une calibration. [140].

2.2.3.5 Synchronisation des capteurs

Chaque capteur est dédié à une mesure spécifique qui nécessite des fréquences d'échantillonnages différentes. Sur la figure 2.14, la solution matérielle constituant la chaîne d'acquisition est présentée. Elle comprend, une carte de type Labjack T7 permettant l'acquisition sur une même base de temps des signaux conditionnés (tension, intensité, acoustique) et d'un microcontrôleur de type Arduino qui est utilisé pour générer des signaux en forme de créneaux dirigés sur le connecteur arrière des caméras et permet de donner l'instruction d'acquisition d'une image. Ces deux dispositifs sont

reliés à un ordinateur qui pilote et stocke les données au cours de la fabrication (ou de l'essai).

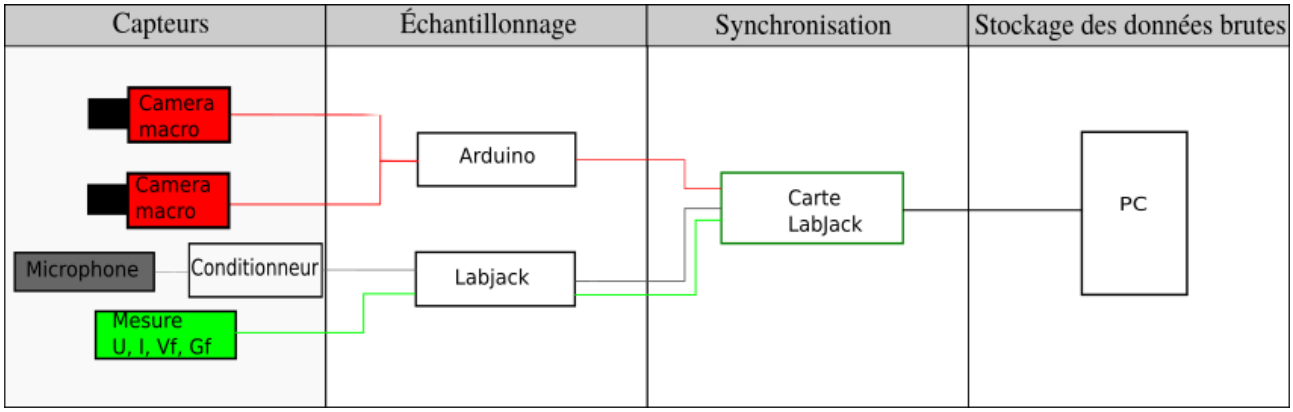


FIGURE 2.14 – Principe d'une chaîne d'acquisition.

Pour synchroniser les bases de temps du microcontrôleur (Arduino) et de la carte d'acquisition (Labjack T7), on a choisi de se baser sur une sortie (digitale) du contrôleur du robot que l'on met à un niveau haut au début de la fabrication. Ce signal est câblé sur la carte d'acquisition et le microcontrôleur (cf. figure 2.15). Lorsque le front montant est détecté, l'acquisition des données commence et le microcontrôleur commence sa phase d'impulsion. La fréquence d'acquisition pour les images est contrôlée par la période entre deux fronts montant dans le programme du microcontrôleur.

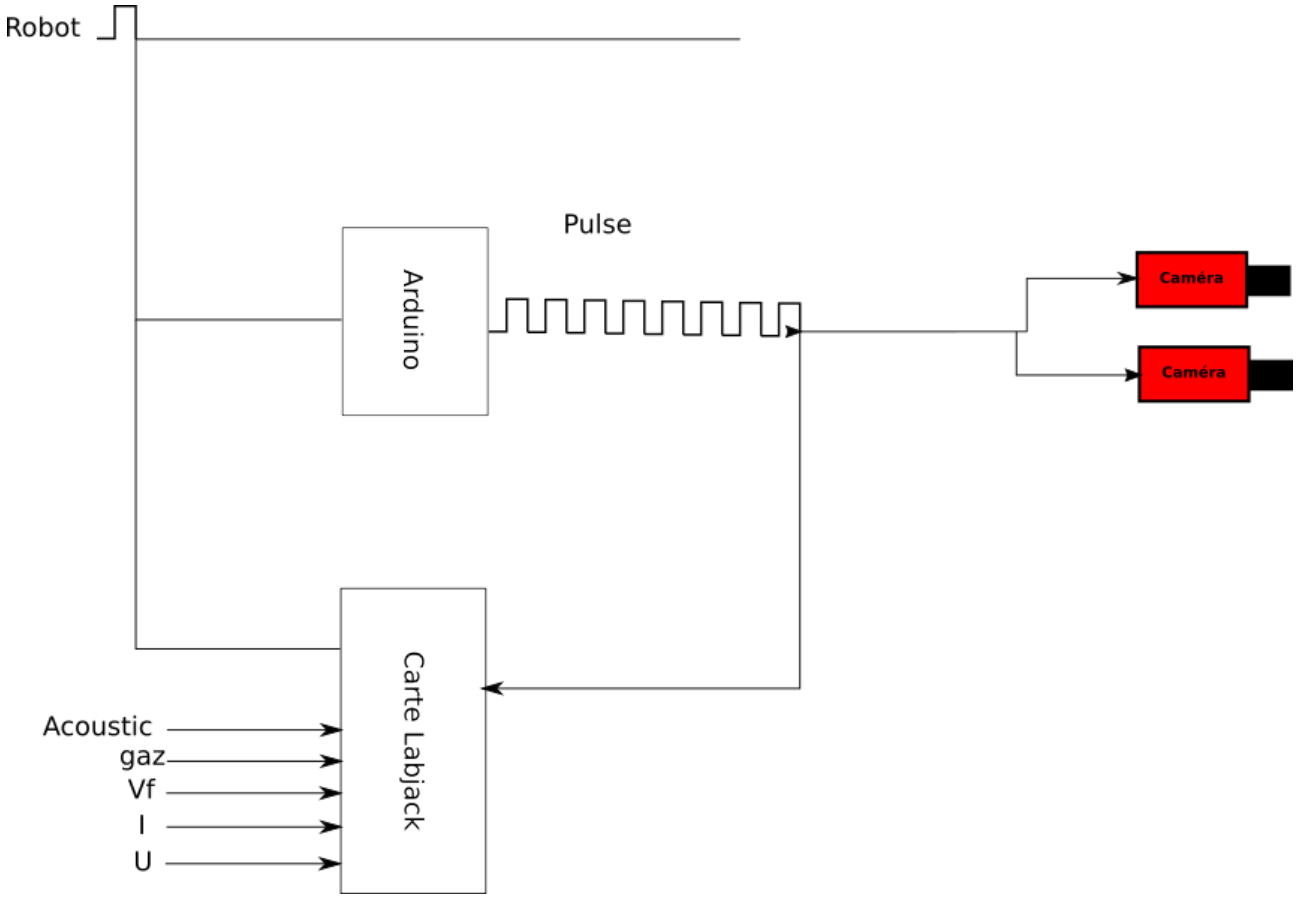


FIGURE 2.15 – Câblage de la chaîne d'acquisition.

2.2.3.6 Conclusion sur le choix des capteurs

La mise en place des capteurs a été présentée afin de répondre au cahier des charges pour pouvoir être industrialisée. Chaque capteur spécifique pour une observation / mesure permet de répondre aux contraintes et exigences énoncées en introduction de ce chapitre. La solution matérielle mise en place assure :

- une mesure robuste,
- la non-interférence avec le processus de soudage (non-intrusif),
- la synchronisation des capteurs,
- l'embarquement du dispositif,
- l'évolutivité du dispositif (si implémentation d'autres moyens d'essais).

2.3 Capitalisation des données

Cet outil d'acquisition de données multi-capteurs synchronisés engendre un important volume de données. Chaque capteur a également une taille de stockage différent des autres. Les outils expérimentaux et informatiques développés devront gérer et exploiter cet important volume de données, gérer les différentes fréquences d'acquisition, et ainsi permettre la comparaison entre les essais. Pour ce faire, les données doivent être structurées, capitalisées dans une base de données. Pour des applications industrielles, la base de données devra répondre à certaines contraintes :

- la structure (transposition à une application industrielle),
- la rapidité de lecture,
- la taille de stockage,
- garantir l'évolutivité.

2.3.1 Structuration des données expérimentales

2.3.1.1 Traçabilité

Afin d'identifier les essais réalisés, des méta-données sont associées aux modes opératoires. Ces méta-données sont des étiquettes qui permettent de savoir par exemple quel procédé a été utilisé, quelle était l'intensité prévue, etc. L'ensemble des méta-données est stocké dans un fichier. Les informations liées aux paramètres opératoires régis par la norme de qualification de l'opération de soudage peuvent alors être facilement retrouvés : tension, intensité, date, opérateurs et divers informations en balayant l'ensemble des fichiers associés à chaque fabrication. De cette façon, chaque expérimentation possède une carte d'identité qui permet de l'identifier. En phase d'industrialisation, un fichier devrait être stocké pour chaque cordon.

Pour garantir l'évolution de ces données au cours du temps, un format à base de balise (xml) est utilisé. Il présente l'intérêt d'être largement répandu pour le stockage de documents et le partage de données entre applications. Les métadonnées sont encapsulées grâce à des balises pour une lecture plus rapide. Enfin, les avantages de ce format sont sa simplicité d'utilisation, sa flexibilité et son architecture.

2.3.1.2 Stockage des données brutes

Pour une lecture rapide et automatique des différentes données issues des capteurs, différentes techniques existent dans la littérature. La solution la plus convaincante est la librairie HDF5 qui permet de stocker des tableaux de nombres multidimensionnels dans le domaine scientifique. On peut en général ajouter des étiquettes aux tableaux. Cette solution est largement utilisée dans le domaine

du calcul à haute performance mais aussi pour le stockage de données expérimentales à grande échelle comme les données météorologiques. La hiérarchisation des données permet une lecture et une écriture rapide. Cette solution permet également de compresser efficacement les données et réduire ainsi la place sur le disque dur. Cette solution semble très intéressante pour notre application en raison du stockage et le traitement d'un flux de données immense si les données en cours de fabrication doivent être stockées.

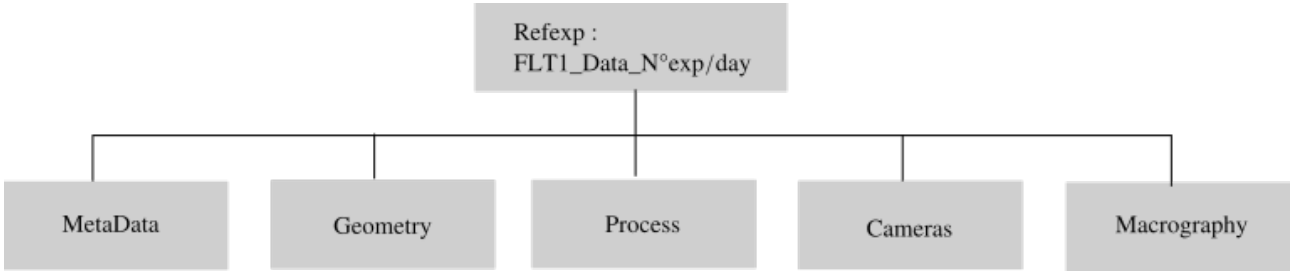


FIGURE 2.16 – Structure de la base de données.

Sur la figure 2.16, un exemple de hiérarchisation des données est présenté. Elle reprend principalement les instruments de mesure qui seront utilisés. On remarque dans l'en-tête que chaque dossier est rattaché aux méta-données permettant l'identification de l'essai et des données issues des capteurs par mode opératoire. On remarque que l'on a mis en place un dossier par type de grandeur physique. Par exemple, les paramètres procédés seront stockés dans un dossier (ou groupe) "Process". Par ailleurs, pour des raisons de simplicité, les pulsations des caméras et les données provenant du capteur acoustique seront concaténées aussi dans ce groupe. Les images provenant des caméras sont stockées dans un répertoire "Cameras" sous divisé pour chaque caméra active pour l'observation du bain liquide au cours d'une opération de soudage. Un répertoire "Geometry" est également présent, permettant la visualisation des dimensions de l'éprouvette soudée (plan + éprouvette 3D). Enfin, un dernier dossier est présent pour l'analyse des macrographies ("Macrography") des différents coupons après soudage.

En résumé, une expérimentation est hiérarchisée de la même manière quelque soit le type de procédé et le mode opératoire utilisés. Il est alors aisé d'automatiser la création de cette base de données dès le lancement de la manipulation.

On remarquera que l'ajout d'un type de capteur dans le temps, correspondra uniquement à l'ajout d'un groupe ou d'un répertoire sans perturber la base de données existante.

2.4 Présentation d'un essai

Dans cette section, un exemple d'analyse d'une expérimentation est présenté pour montrer l'importance de la synchronisation des signaux, la structuration et la hiérarchisation des informations. Quelques traitements des signaux seront également présentés.

2.4.1 Dispositif expérimental

La plateforme expérimentale pour des essais de soudage à l'arc TIG (Figure 2.17) développée au sein du laboratoire de Soudage et de Fabrication Additive à EDF Lab Chatou est composée des éléments suivant :

- Un robot Panasonic à six axes de type TA-1400WG3.
- Un générateur multifonctionnel (poste à souder TIG, MIG/MAG) qui est fonction de la torche utilisée. Dans le cadre de cette étude, seul le procédé TIG sera utilisé. Celui-ci est composé

d'un poste de soudage intégré pouvant aller jusqu'à 350 A. La torche de soudage TIG est refroidie à l'eau. La torche est maintenue au niveau du poignet du robot.
- Un système d'apport de fil, contrôlé par le programme du robot.
- Une table XY (800 x 800 mm) assurant le mouvement en translation (axe X) motorisé avec une course de 500 mm par système de vis à billes ayant une précision de +/- 0.1 mm. De ce fait, ce mouvement permet de déplacer le coupon, tout en gardant la torche fixe. Le déplacement en Y sur 300 mm se fait manuellement.

A noter que la torche possède une prise de tension pour piloter une fonction AVC (Arc Voltage Control) qui permet de contrôler la tension d'arc. En fonction de la mesure de la tension d'arc, la distance entre la pièce à souder et l'électrode (cf. section 2.2.2.1) est contrôlée par un déplacement de la torche par rapport à la pièce. En situation industrielle, cette fonctionnalité peut créer des déplacements non voulus de la torche par rapport à la pièce et modifier les conditions de dépôt du cordon.

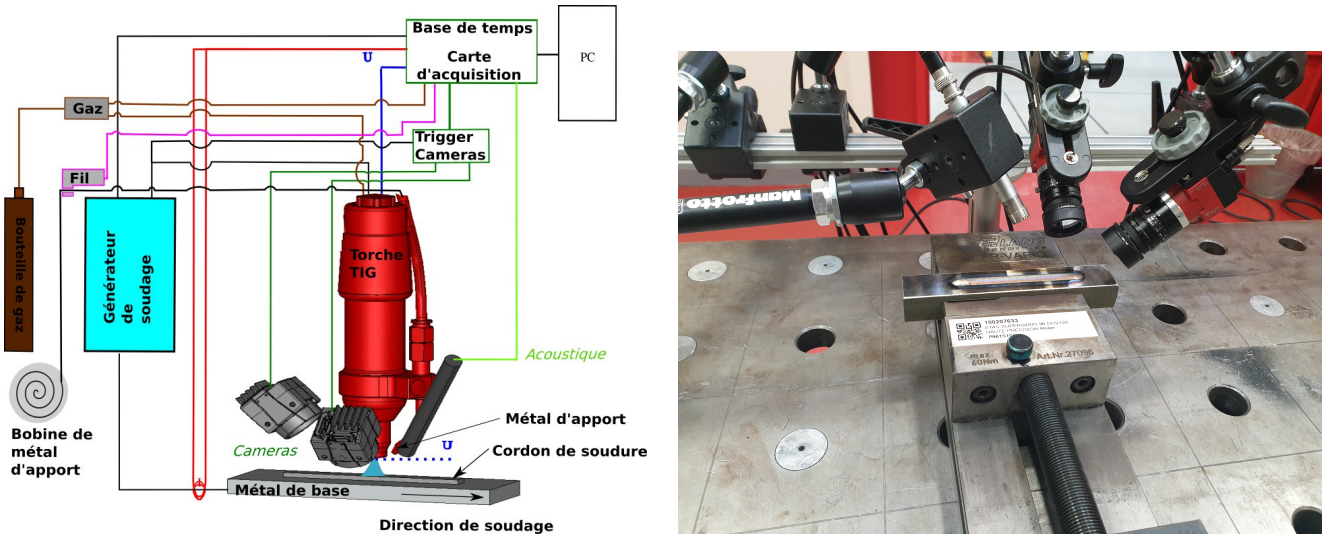


FIGURE 2.17 – Schéma global de câblage du montage expérimental de cette configuration.

Les différents capteurs permettant la surveillance de l'opération de soudage lors de cet essai sont illustrés sur la figure 2.17. Dans un premier temps, l'utilisation du mouvement en translation de la table est nécessaire car cela permet de garder la torche fixe vis-à-vis de l'instrumentation mise en place et faciliter ainsi les premiers réglages. Les caméras et le microphone sont montés sur un bras articulé. Pour rappel, le choix des capteurs répond au cahier des charges et l'embarquement de ces moyens de mesure ne devrait pas poser de problème (cf. chapitre 4).

2.4.2 Torche de soudage

La torche de soudage est composée d'une électrode en tungstène (additionnée avec 2% de lanthane, de diamètre de 2.4mm, d'angle d'affûtage de 38°) qui permet la création de l'arc et d'une buse en céramique de 12mm de diamètre interne. Enfin, le gaz de protection utilisé pour lutter contre l'oxydation est de l'argon (*Argon pur*). La torche est maintenue au niveau du poignet du robot anthropomorphe.

2.4.3 Matériaux utilisés

La composition chimique des métaux de base et d'apport doit respecter les normes et codes de construction dans le domaine du nucléaire. La plupart des composants sont en acier inoxydable austénitique (316L) qui présente une bonne résistance à la corrosion. De plus, les aciers inoxydables

austénitiques sont connus pour avoir une ductilité et une résilience élevées y compris à basse température. Ils présentent également une bonne résistance mécanique à haute température. Lors de l'assemblage, ce matériau ne nécessite pas de préchauffage. Toutefois, il est connu pour être sensible à la fissuration à chaud comprenant différents facteurs responsables et indépendants, tels que la solidification austénitique, les impuretés (S, P, B) et la déformation sous l'action des contraintes thermiques de retrait. Dans cette étude, la désignation métallurgique du métal de base et d'apport est un acier inoxydable austénitique (316L) conforme au code de construction RCC-M. Les propriétés physiques du matériau utilisé sont illustrées dans la table 2.2

Quelques propriétés physiques à l'état liquide pour l'acier inoxydable 316L

Nomenclature	Symbole	Valeur
Masse volumique	ρ	$7200 kg.m^{-3}$
Viscosité dynamique	μ	$5.10^{-3} kg.m^{-1}.s^{-1}$
Diffusivité thermique	α	$6,9.10^{-6} m^2.s^{-1}$
Capacité calorifique	C_p	$500 J.K^{-1}$
Conductivité thermique	λ	$35 W.m^{-1}.K^{-1}$
Gravité	g	$9.81\ m.s^{-1}$
Tension de surface	σ	$1,6 N.m^{-1}$
Dilatation thermique volumique	β	$1.10^{-4} K^{-1}$

TABLE 2.2 – Propriétés Physiques du 316L [22, 131].

2.4.4 Géométrie et dimensions de la maquette

Sur la figure 2.18 (a) sont présentées les dimensions du coupon de soudage. La maquette est réalisée sur des plaques de dimensions 150 mm de longueur, 50 mm de largeur et 10 mm d'épaisseur. Cette géométrie permet de résoudre le problème de distorsion de la pièce, ainsi que la pénétration complète du bain de fusion qui nécessiterait une protection envers. De plus, en figure 2.18 (b) est représentée la division de la zone de soudage en trois parties dans lesquelles les conditions opératoires seront variées (cf. tableau 2.3) en cours de fabrication.

2.4.5 Paramètres utilisés

L'étude a été réalisée avec le procédé TIG automatique dans l'objectif d'analyser l'évolution de la géométrie du bain liquide au cours d'une opération en fonction des paramètres de soudage (tension, intensité, vitesse d'avance). L'énergie linéique ($\frac{UI}{V_s}$) est maintenue constante au cours de l'opération en modifiant tout de même I et V_s. Toute cette énergie délivrée n'est pas transformée en chaleur à cause des effets de radiations et de convection dans le bain. Un rendement (η) doit être pris en compte. De ce fait, même si l'énergie linéique est constante sur cette opération de soudage, il faudra garder à l'esprit que l'apport calorifique peut être différent.

L'apport de matière par unité de temps ($\frac{V_f}{V_s}$) a également été gardé constant. Pour ce faire, les paramètres procédés sont illustrés dans le tableau 2.3.

2.4.6 Description de l'essai

Le mouvement en translation se fait par l'intermédiaire de la table, est programmé en amont de l'opération et est scindé en quatre points qui correspondent aux changements de paramètres procédés (cf. figure 2.18 (b). La torche quant à elle reste fixe. Le robot est également utilisé pour déclencher l'acquisition des capteurs lors de la purge du gaz de protection avant la réalisation de l'amorçage de l'arc électrique (cf. figure 2.15). L'amorçage de l'arc électrique en TIG peut se faire de deux manières

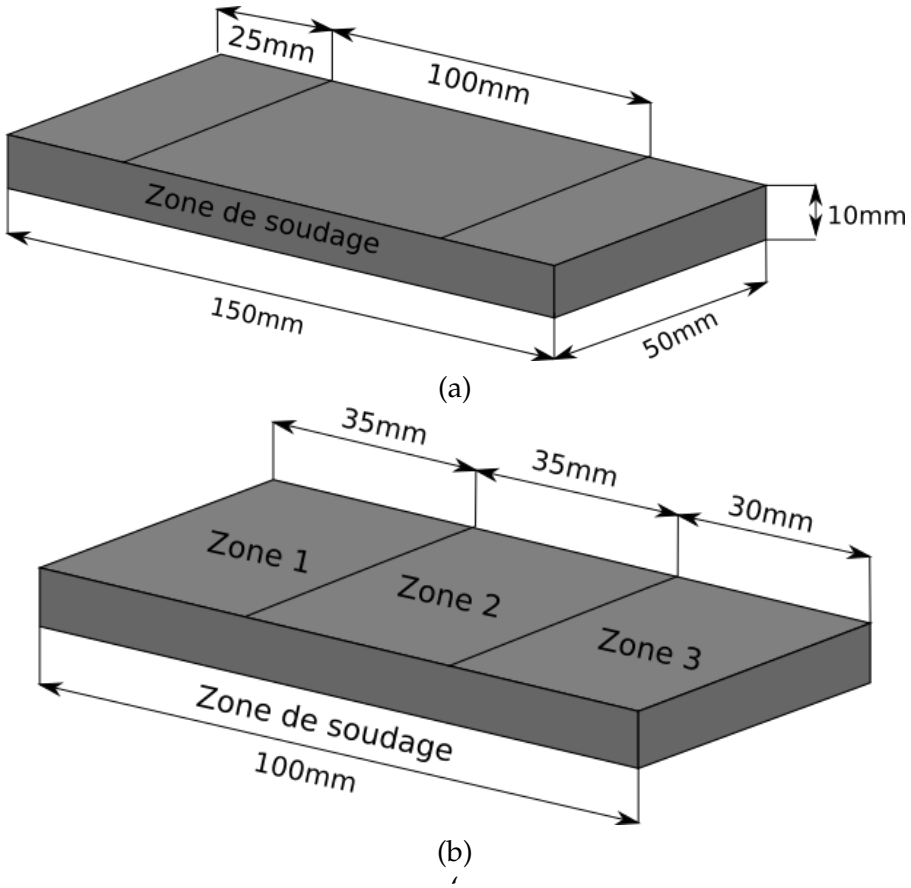


FIGURE 2.18 – Présentation de la maquette, (a) dimensions de la plaque soudée et représentation de la zone de soudage, (b) segmentation de la zone de soudage pour variation des paramètres opératoires.

différentes. Pour cette étude, l'amorçage en "lift-arc" est utilisé pour éviter d'endommager ou de parasiter les systèmes de mesure avec des courants à haute fréquence qui nécessiteraient une protection du système (un optocoupleur par exemple). La purge du gaz permet de souffler l'oxygène hors du joint pour éviter toute contamination dans la zone fondue (zone en jaune sur la figure 2.3). Un temps d'attente avant déplacement est également mis en place lors de la formation du bain de fusion à une intensité plus basse et diminuer ainsi le risque de défaut d'inclusion de tungstène. Lors du déplacement, le courant programmé est celui correspondant à la zone du tableau 2.3. Pour finir, un post-gaz de 2s est utilisé en fin d'opération pour garantir la protection gazeuse afin d'éviter l'endommagement de l'électrode et assurer la protection du bain de fusion lors de sa solidification.

2.4.7 Analyse des résultats

2.4.7.1 Paramètres procédé

On a choisi de réaliser des essais avec le courant, la tension, la vitesse de dévidage de fil et le débit de gaz quasiment constants dans chaque zone. Les résultats des capteurs sont illustrés en figure 2.19. L'évolution des paramètres dans les zones 1, 2 et 3 présentés dans le tableau 2.3 est nettement visible lors de l'analyse des signaux. Lors du passage de la zone 1 à la zone 2, l'augmentation de l'intensité de 150 A à 170 A et une augmentation de l'apport de fil passant de 3.0 m/min à 3.4 m/min sont clairement visibles. Enfin, la zone 3 correspond au retour des conditions initiales. On remarque que lors de la modification de l'intensité, une fluctuation de la tension est observée car la fonction de

Zone	Intensité (A)	Tension (V)	Vitesse d'avance (m/min)	Énergie linéique E (J/mm)	Vitesse de dévidage (m/min)	Apport de matière	Débit gaz de protection (L/min)
1	150	11,8	0,15	708	3,0	20	13,0
2	170	11,8	0,17	708	3,4	20	13,0
3	150	11,8	0,15	708	3,0	20	13,0

TABLE 2.3 – Paramètres procédé TIG utilisés lors de cet essai.

contrôle de la tension (AVC) est mise en œuvre. Ainsi, sur l'ensemble de l'opération, la tension est gardée constante.

Sur la figure 2.19, les différents signaux sont peu bruités. On peut observer une différence entre la consigne donnée au générateur et la valeur de la mesure de l'intensité et la vitesse de dévidage de fil. En effet, pour un courant programmé à 150 A, on obtient une mesure de 145 A. La modification du courant (170 A) présente également l'écart de 5 A entre la mesure du capteur et la consigne. La vérification de cette mesure est réalisée avec une pince ampèremétrique qui a donnée le même ordre de grandeur (consigne : 150 A, mesure : 146 A). Plus difficilement observable, la mesure de fil présente un écart de 0.15 m/m avec la consigne. Cependant, pour cette mesure un contrôle croisé n'a pas pu être effectué.

Pour les différentes mesures, on remarque un faible bruit, ce qui démontre la bonne mise en œuvre des pratiques de blindage et de protection des signaux. La fréquence d'échantillonnage est réglée à 15 kHz afin d'assurer la prise de mesure du microphone qui sera détaillée ultérieurement.

2.4.7.2 Observation de la scène de soudage

Deux caméras ont été mises en place (cf. section 2.2.3). Cela fournit deux points de vue et permet d'assurer au moins une observation du bain dans le cas d'une mauvaise connexion ou d'une perte d'image.

Le temps d'exposition est gardé constant (176 μs) tout au long de l'essai et une fréquence de 50 Hz est utilisée. La figure 2.20 illustre le résultat des deux caméras utilisées à deux instants de l'opération. Dans un premier temps, les images de coté et de dessus repérées par 1 correspondent à la zone 1 du tableau 2.3. Le bain de soudage a une certaine taille qui dépend de l'apport de chaleur. Dans un second temps, les images repérées par 2 sont acquises dans la zone où le changement de paramètres est effectué. En analysant les images brutes, il est possible d'observer une modification de la géométrie du bain de fusion, ainsi qu'une modification de la dynamique du bain dans les zones transitoires. Par exemple, le champ de vision supérieur permet d'observer une augmentation de la largeur du bain. Le champ de vision latéral permet d'observer une augmentation de la longueur de la zone fondue qui, toutefois, est aussi observable sur la caméra de dessus. Un traitement est nécessaire pour extraire le contour du bain de soudage et quantifier la géométrie de la zone fondue (cf. section 2.5.1). A noter que le contour du bain de fusion est un indicateur sur l'énergie transmise mais également sur la distribution de l'énergie dans le bain.

2.5 Traitements des données

Dans cette partie, on va développer quelques traitements sur les images et sur le signal acoustique. L'observation du bain permet d'apporter de nombreuses informations qu'il faut traiter pour quantifier le bon déroulement de l'opération. Afin de compléter ou remplacer l'observation, il faut

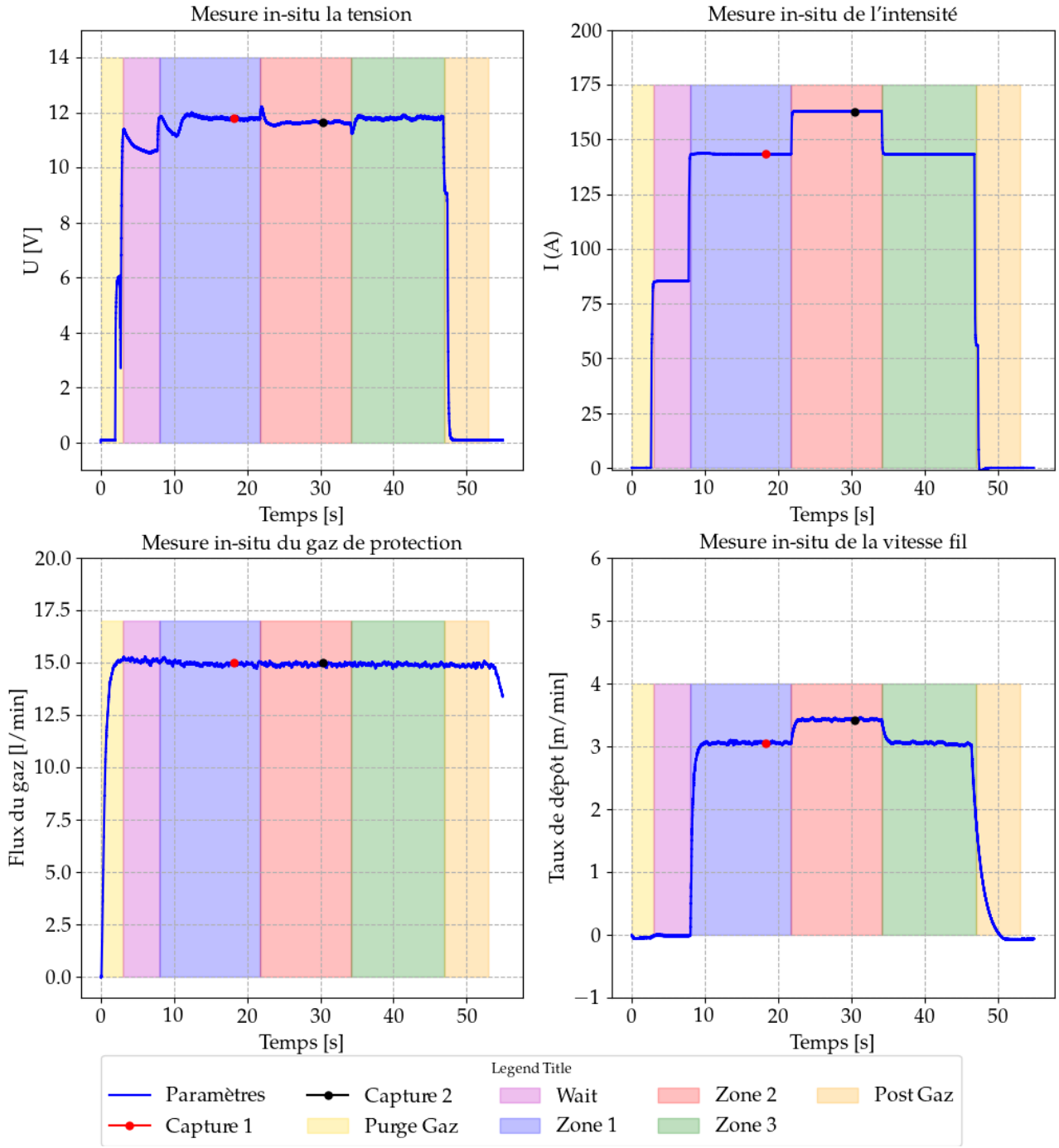


FIGURE 2.19 – Mesure des paramètres procédés TIG.

également traiter les signaux électriques ou des mesures globales comme celles issues d'un microphone.

2.5.1 Traitement des images en TIG

Plusieurs informations peuvent être extraites de ces images, comme la taille du bain de fusion, l'arrivée du métal dans le bain liquide, etc. L'étude de la géométrie des phases liquides est intéressante car leurs géométries sont modifiées en fonction des paramètres procédés. Pour estimer ces géométries, un algorithme de détection de contour a été utilisé.

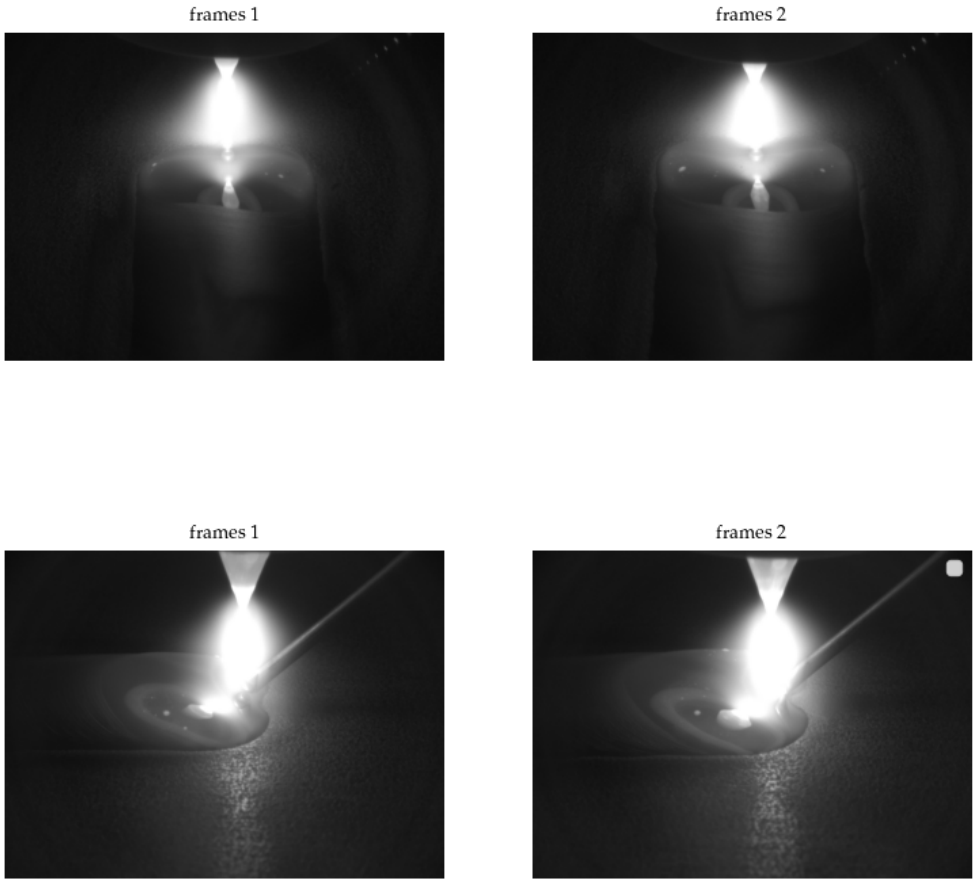


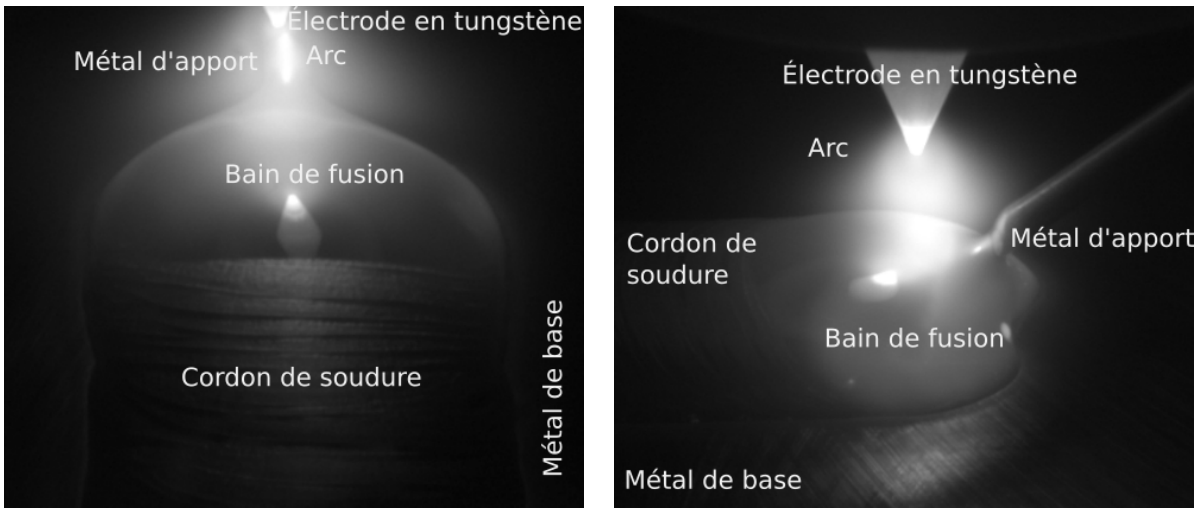
FIGURE 2.20 – Images brutes pour l'observation de la scène de soudage.

2.5.1.1 Analyse du bain de soudage

Pour observer correctement le bain, le choix des filtres est primordial pour limiter au mieux l'influence du rayonnement de l'arc électrique (cf. section 2.2.3). Une expérimentation étalon est réalisée permettant de confirmer les paramètres caméras choisis tels que le temps d'exposition, l'orientation des caméras vis-à-vis du champ de vision, etc. Cette partie peut sembler impossible à mettre en œuvre au niveau industriel car la moindre modification de condition opératoire pourrait modifier l'observation puis les traitements qui suivent. Heureusement, comme le montre la figure 2.9, les creux d'émission ne changent pas en fonction de la modification d'intensité. Ceci permet d'utiliser des paramètres similaires pour plusieurs modes opératoires.

La figure 2.21 montre l'image du dessus et de coté du bain de soudure. Différentes caractéristiques géométriques peuvent être obtenues à partir de la zone fondue. D'une part, sur la figure 2.21 (a), la vision supérieure du bain de fusion est présentée. La zone d'intérêt représente le bain de fusion. L'interface liquide / solide au front du métal liquide est nettement identifiable avec la différence de texture. Néanmoins, l'avant et les extrémités du bain de fusion sont difficilement identifiables. Le champ de vision latéral sur la figure 2.21 (b) permet d'avoir un complément d'informations. Celle-ci permet d'observer l'interface liquide / solide à l'avant du bain de fusion et le détachement de la partie liquide du fil.

Il ne faut pas perdre de vue que la dynamique du bain est importante que ce soit au niveau de sa géométrie que du comportement de sa surface libre. A titre d'exemple, suivant le réglage, l'aspiration



a b

FIGURE 2.21 – (a) Exemple d'une image acquise en vue de dessus, (b) exemple d'une image acquise en vue de coté.

de la partie liquide du fil dans le bain peut créer des oscillations importantes de la surface libre.

Pour quantifier l'observation de la scène de soudage, l'utilisation de différents algorithmes a été réalisée permettant une extraction des contours.

2.5.1.2 Traitement des images

Pour quantifier précisément l'évolution du bain de fusion et sa dynamique, il faut mesurer sa géométrie au cours du temps. Des oxydes, des niveaux de gris saturés, le reflet de l'électrode peuvent venir perturber la détection des contours. L'algorithme doit être robuste, c'est à dire capable d'avoir un taux d'identification des contours importants. Pour estimer la géométrie, un algorithme de détection de contour est utilisé à partir de plusieurs traitements d'image. Le processus de traitement de l'image du bain de soudure pour les deux champs de vision est illustré sur la figure 2.22 et les différentes étapes sont détaillées dans le tableau 2.4. A noter que ce processus de traitement d'image aurait pu être fait d'une manière différente. Pour ce faire, le choix des différents traitements d'images est similaire quelque soit le champ de vision. L'algorithme doit pouvoir s'adapter à la modification des niveaux de gris dû au rayonnement de l'arc qui est principalement fonction du courant programmé sur le générateur de soudage.

1 :	Images brutes
2 :	Calibration spatiale
3 :	Choix de la région d'intérêt
4 :	Utilisation de filtres numériques
	4.1 : filtre Gaussian Blur
	4.2 : filtre AdaptiveThreshold
	4.3 : filtre Canny
5 :	un objet alpha-shape est utilisé pour chaîner les points
6 :	la théorie des graphes est utilisée pour extraire le contour
7 :	résultat du contour du bain de fusion (polygone)

TABLE 2.4 – Algorithme de traitement de l'image.

Des paramètres de réglages propres aux filtres numériques sont testés sur quelques images afin d'avoir le meilleur résultat en observant les images obtenues après chaque filtre. Le filtre Gaussian Blur est une méthode de lissage gaussien pour réduire le bruit dans l'image. Le filtre AdaptiveThreshold est une méthode de seuillage adaptatif pour permettre de limiter les effets d'éclairage. Le filtre de Canny permet de détecter les gradients importants afin d'avoir des points en fonction des critères sur les nuances de gris. L'objet alpha-shape est utilisé pour chaîner les points en segment. A ce stade, si de petits oxydes sont à l'intérieur du bain, cela ne pose pas de problème car la méthode alpha-shape chaînera principalement le contour extérieur. Idem, si l'oxyde est en bord de bain avec une taille inférieure à la longueur caractéristique qui est en général de quelques pixels. Pour finir, la théorie des graphes est utilisée pour extraire les contours présents et sont filtrés suivant un critère : l'aire du contour ou la position d'un point de référence sur le contour.

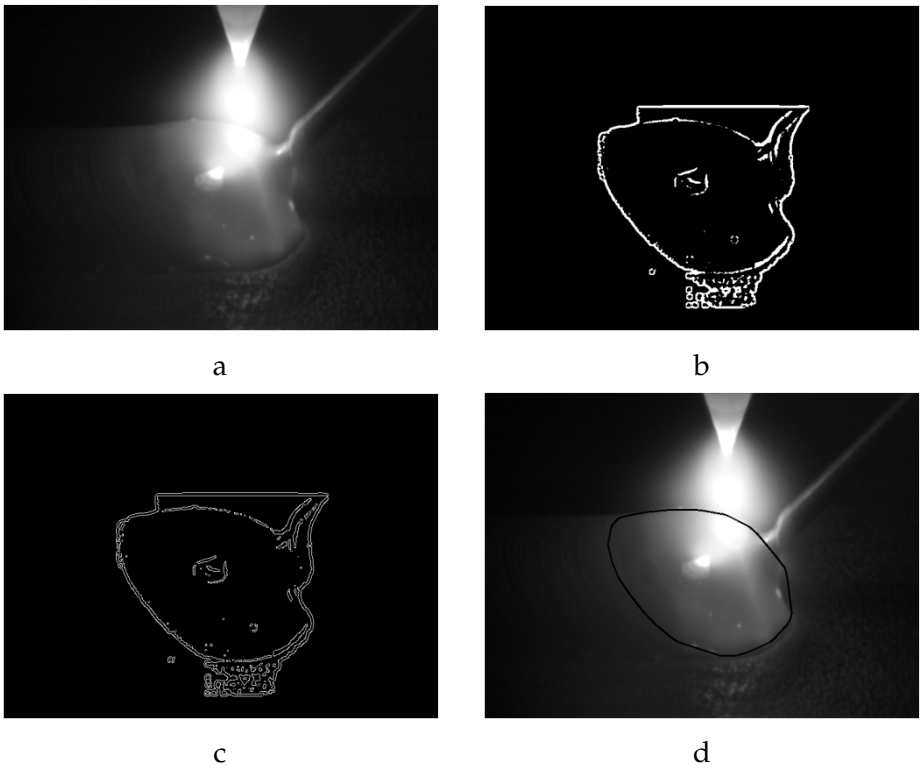


FIGURE 2.22 – (a) Rectification de l'image à partir de la mire de calibration, (b) utilisation du filtre à seuil adaptatif, (c) utilisation du filtre de Canny, (d) détection des bords par la méthode des formes α couplée à la théorie des graphes.

Cet algorithme a été réalisé et validé par E.Romero [113] dans différentes configurations. A noter que l'algorithme retourne une indication d'erreur si les contours ne sont pas détectés. Ces non-détections peuvent être dues à la présence d'oxydes un peu trop gros à la surface du bain de soudure, l'effet goutte à goutte dû au métal d'apport, la dynamique du bain et l'aspect bombé du bain de soudure avec une nuance de gris plus foncée sur les extrémités du bain.

A la suite de ce traitement, nous obtenons un contour sous forme d'un polygone. On peut ensuite réaliser l'extraction des caractéristiques géométriques donnant accès à des données physiques sur la qualité de l'opération de soudage.

2.5.1.3 Extraction des points géométriques

Pour caractériser précisément la géométrie du contour du bain de fusion et son évolution au cours du temps, différentes caractéristiques géométriques peuvent être extraites. Ces quantités vont

permettre de caractériser la taille et la forme du bain comme un soudeur expérimenté pourrait le faire derrière sa cagoule. Ainsi, des méthodes simples peuvent être appliquées tels que la boîte englobante. On peut alors étudier les caractéristiques telles que l'aire et la position du centre de gravité comme illustré dans la figure 2.23. D'autres informations, telles que la position de la boîte par rapport à un point fixe de l'image, pouvant représenter la positon du tungstène, peuvent également être calculées.

Si un cordon se déroule de manière stable, le bain doit garder une géométrie constante. Les modifications de la géométrie du bain liquide peuvent être dues à une quantité trop importante de métal d'apport, un changement de la diffusion de la chaleur par effet de pompage thermique sans modification de l'apport de chaleur, etc. L'accès à la géométrie en surface permet de déduire des informations sur la stabilité du bain de fusion au cours du temps et sa répétabilité.

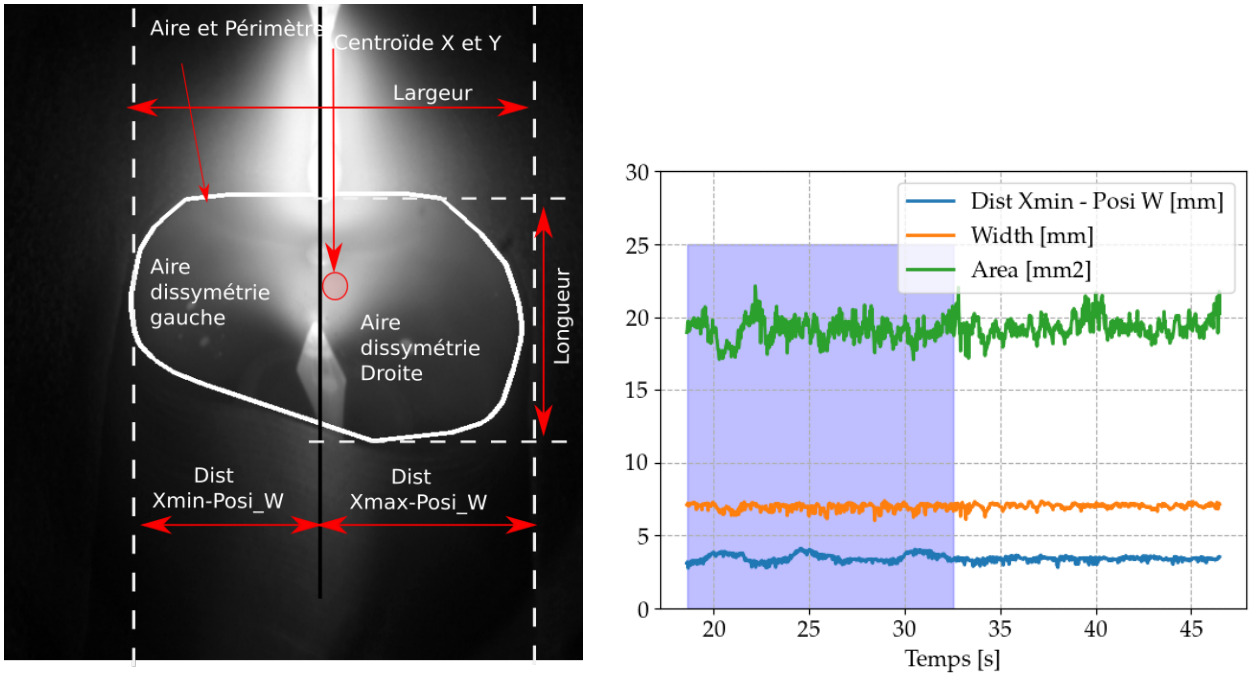


FIGURE 2.23 – (a) Caractéristiques géométriques extraites d'un contour du bain de soudure, (b) fluctuation du bain tout en gardant une aire et largeur constante.

Sur la figure 2.24 est illustrée un exemple de caractéristiques géométriques extraites du contour. La figure 2.24 révèle que la modification des paramètres procédés entraîne une modification de l'ensemble des caractéristiques des contours. Pour ce cas, cela peut être attribué à une modification du transfert d'énergie.

Sur la figure 2.24, on remarque que les caractéristiques géométriques présentées permettent de mieux révéler le changement de paramètres procédé.

2.5.1.4 Non-détection des contours

La quantification de perturbations sur l'extraction du contour du bain de fusion doit être réalisée pour s'assurer de la robustesse des méthodes mises en place (capteurs, algorithmes) pour différents paramètres opératoires (courant : 100 A, 120 A, 150 A et 180 A). Pour ces conditions, les paramètres de l'algorithme (seuils, longueur caractéristiques, etc.) sont gardés identiques et seul le niveau du seuil adaptatif a été modifié pour prendre en compte la modification de luminosité en fonction de l'intensité.

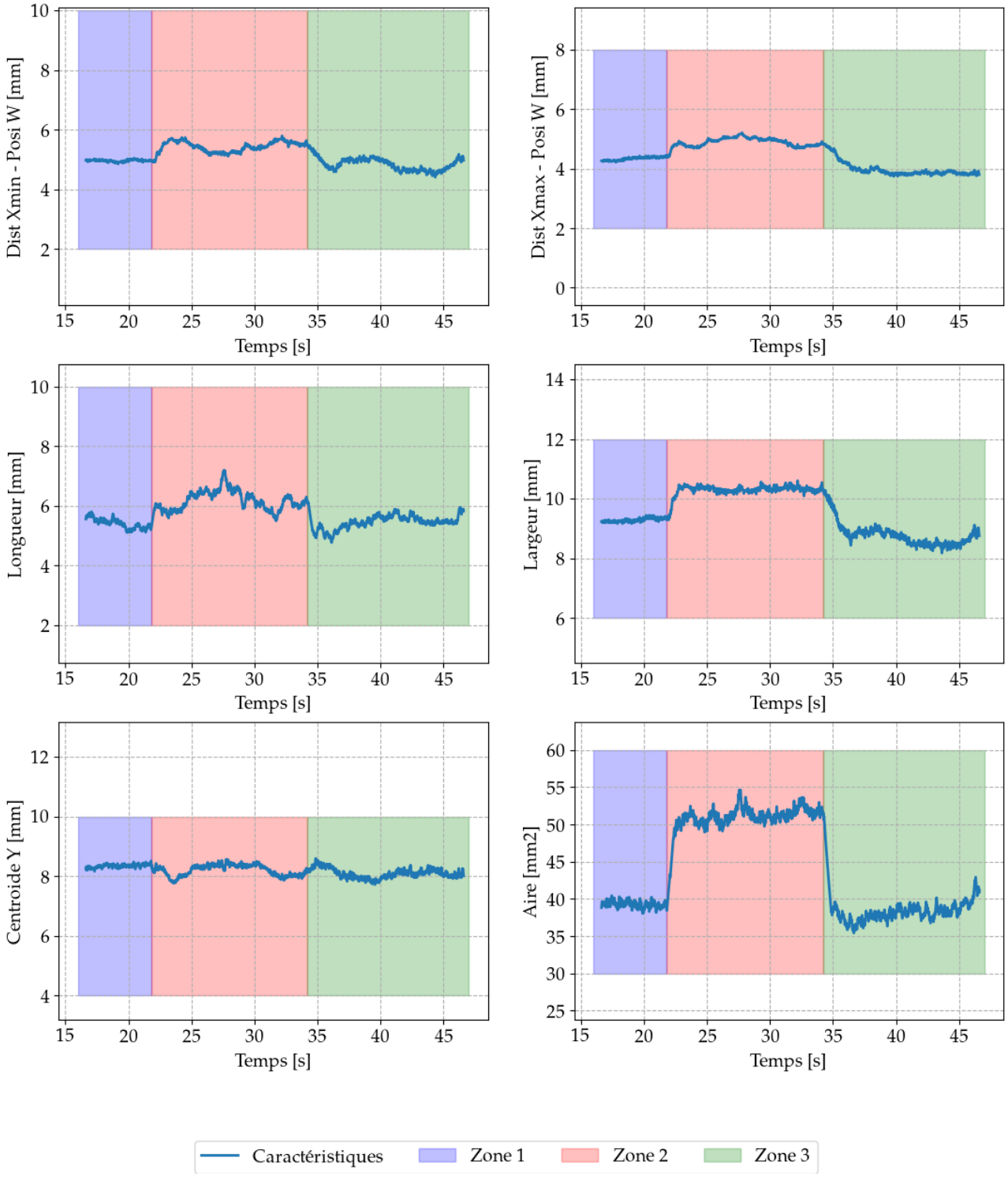
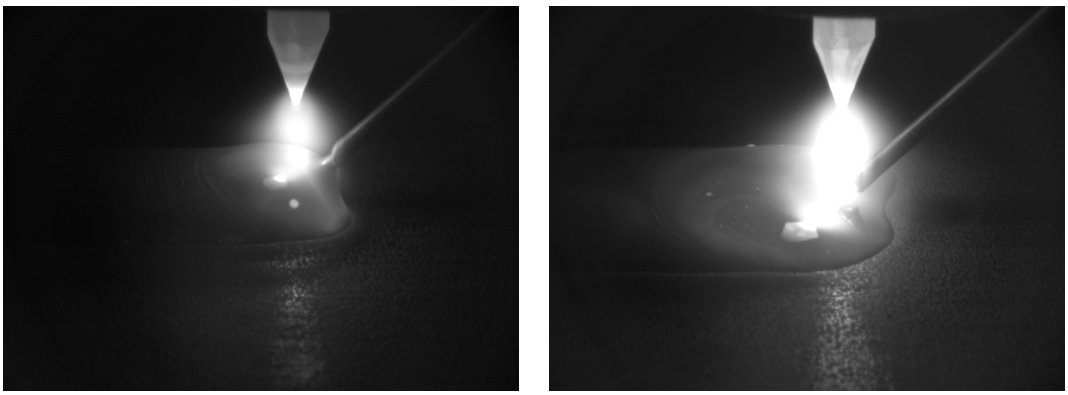


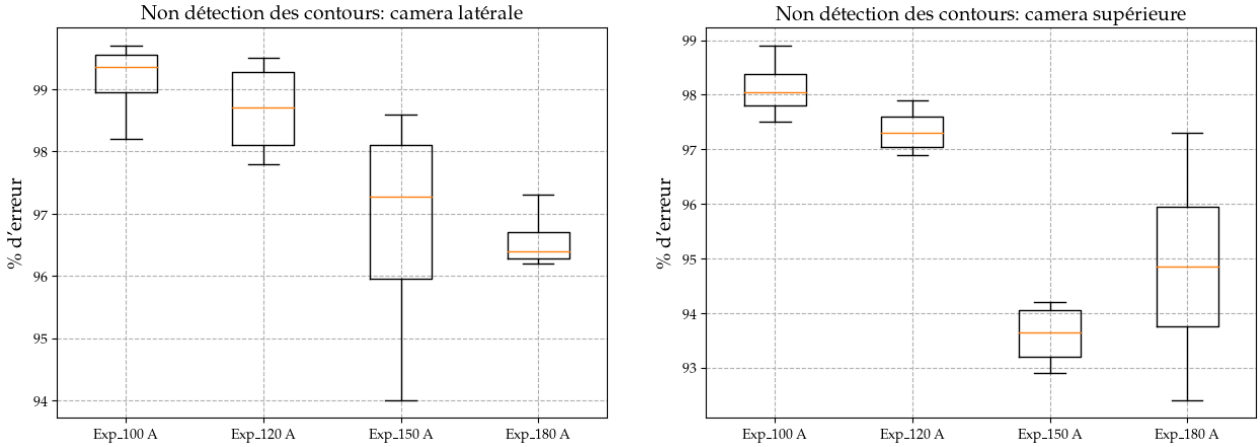
FIGURE 2.24 – Caractéristiques géométriques en fonction du temps extraites du contour.

Sur la figure 2.26, le pourcentage de non-détection du contour par champ de vision est présenté. Cette analyse montre que la non-détection peut dépendre du courant programmé. Néanmoins, les résultats montrent une détection supérieure à 90% sur l'ensemble des expériences, ce qui reste performant compte tenu des contraintes requises.



(a) (b)

FIGURE 2.25 – Impact du courant sur le rayonnement de l'arc, (a) image acquise lors d'un essai à 100 A, (b) image acquise lors d'un essai à 180 A.



(a) (b)

FIGURE 2.26 – Pourcentage de détection des contours pour les deux champs de vision ; (a) vue latérale ; (b) vue supérieure.

2.5.1.5 Erreur de mesure sur la détection de contour

Il faut également estimer l'erreur commise par l'algorithme lors de la détection de contour. Ceci peut être fait en comparant un contour issu de l'algorithme à un contour idéal déterminé manuellement sur une image à l'aide d'un logiciel de traitement d'image.

Sur la figure 2.27, un exemple d'un contour extrait à la main est montré. Pour chaque contour, on peut définir, le centre de gravité et ensuite définir un rayon (R_{theo}) et un angle pour chaque point. On fait la même chose pour le contour issu du traitement d'image, on obtient un couple angle - rayon (R_{algo}). Il y a peu de chance que les angles soient identiques, on doit alors passer par une interpolation 1D (linéaire) pour pouvoir comparer les rayons pour chacun des contours. En calculant, le rayon en chaque point du contour en fonction de l'angle tous les 10°, on peut déterminer l'erreur relative 2.5.1.5 :

$$Erreurrelative = 100.\frac{R_{theo} - R_{algo}}{R_{theo}} \tag{2.1}$$

Il est à noter que l'interpolation peut apporter une erreur mais le nombre important de points (soixantaine de points) permet de limiter cette erreur.

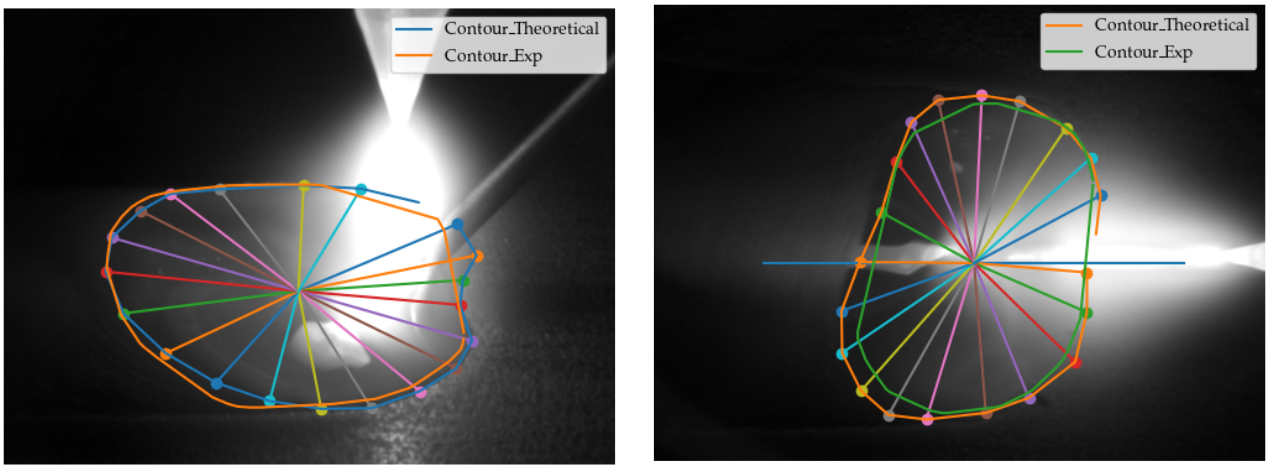


FIGURE 2.27 – Pourcentage de détection de l'erreur de mesure du contour de bain de soudure entre expérimental et théorique ; (a) vue latérale ; (b) vue supérieure.

En général, les erreurs sont inférieures à 10% comme indiquées sur la figure 2.28. Certains points peuvent se situer en dehors de cette plage, ce qui entraîne une incertitude pouvant atteindre 18%. Ces points sont principalement situés en pied de cordon en raison de l'aspect bombé du cordon. Néanmoins, l'erreur sur les grandeurs macroscopiques comme la boîte englobante sont plus faibles ce qui semble en faire de bons candidats pour représenter la géométrie du bain.

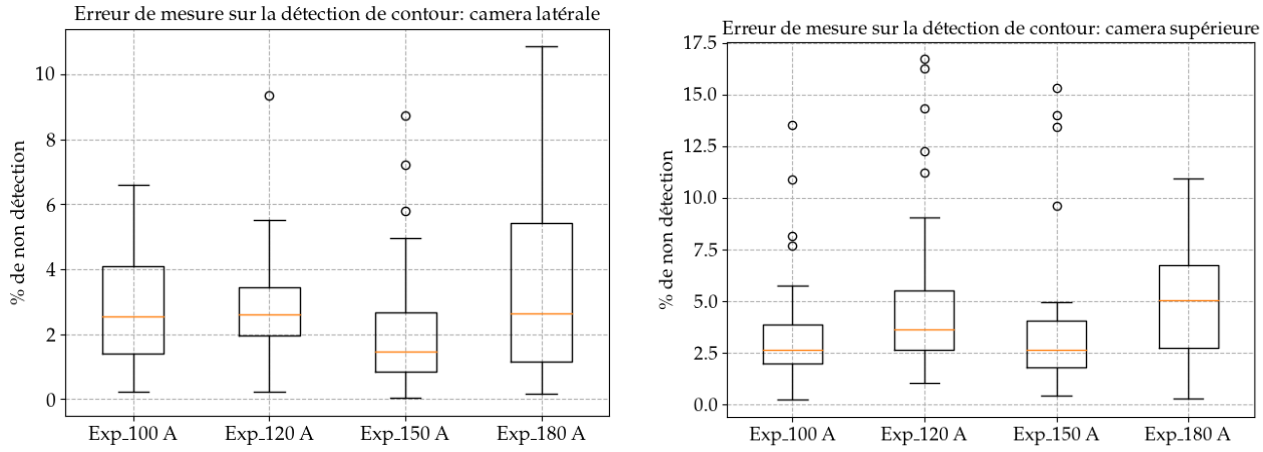


FIGURE 2.28 – Pourcentage d'erreur de détection de contour du bain de soudure de tous les contours expérimentaux par rapport à mesure théorique (manuelle). (a) Vue latérale. (b) Vue de dessus.

2.5.1.6 Conclusion sur le traitement des images

Dans cette section, le traitement des images permettant l'extraction du contour du bain de fusion a été présentée. Ce traitement s'appuie sur plusieurs modules (traitement d'image, traitement géométrique etc.). Différentes quantités pour caractériser la géométrie du bain de fusion ont été extraites. Par ailleurs, les différentes sources de perturbation dues à l'environnement de soudage (rayonnement

de l'arc, dynamique du bain...) ont été analysées et une première analyse a été réalisée pour mesurer les erreurs de mesure, la robustesse du traitement utilisé ainsi que l'intérêt d'utiliser des grandeurs macroscopiques.

2.5.2 Étude acoustique en TIG

Dans cette partie, on décrit la mise en œuvre et le traitement de ce type de mesure ainsi que la possibilité de diagnostiquer l'état du procédé de soudage avec des mesures acoustiques.

2.5.2.1 Acquisition et analyse fréquentielle du signal par FFT

Pour rappel, l'excitation de la membrane du microphone est due à la variation de pression au niveau de l'arc par modification des conditions opératoires ou due au claquement de la goutte du métal d'apport arrivant dans la zone fondue.

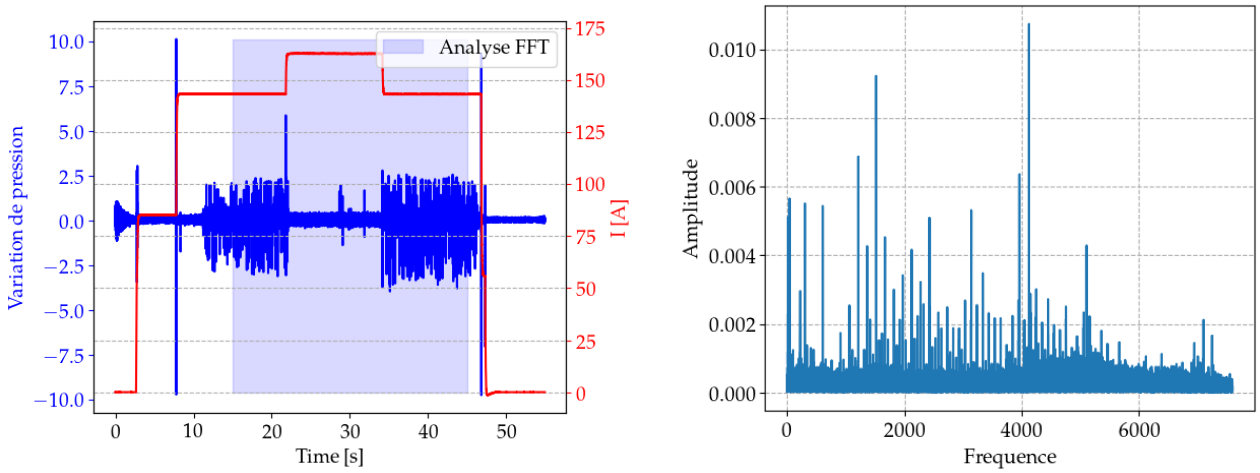


FIGURE 2.29 – (a) Exemple de résultat brut par analyse acoustique, (b) Analyse fréquentielle du signal acoustique.

On rappelle que l'acquisition du signal se fait à 15 kHz. Sur la figure 2.29 (a) est illustrée un exemple de résultat du signal acoustique brut pour le mode opératoire présenté dans la section 2.4. Néanmoins, à partir de ce résultat, il est difficile de donner des informations fiables sur le processus de l'opération de soudage. Des études présentes dans la littérature traitent le signal acoustique par des décompositions spectrales. Une des méthodes utilisées pour caractériser le contenu fréquentiel des signaux est la transformée de Fourier (cf. figure 2.29). Cela permet d'obtenir le spectre d'énergie. Au niveau numérique, la transformée de Fourier se nomme la FFT (Fast Fourier Transform) et décompose le signal en une série d'ondes sinusoïdales (tronquées ou non) avec chacune une amplitude et une fréquence propre. Cela permet d'extraire les fréquences dominantes du signal dans le domaine d'analyse. En effet, sur la figure 2.29 (b), la fenêtre d'analyse a été réalisée sur l'ensemble de la zone quasi-stationnaire. Par conséquent, il est difficile d'interpréter ce résultat et observer une variation des conditions initiales du fait des temps caractéristiques faibles de la dynamique des phénomènes dans l'arc.

De ce fait, une des principales méthodes utilisées pour analyser les signaux non-stationnaires, dans le domaine fréquentiel, est de mettre en œuvre la FFT sur de petites fenêtres tout au long du signal. Quatre fenêtrages d'intervalle 1s ont été réalisés pour analyser le contenu fréquentiel dans la perspective de détecter la variation des paramètres opératoires (cf. figure 2.30). L'analyse de la figure

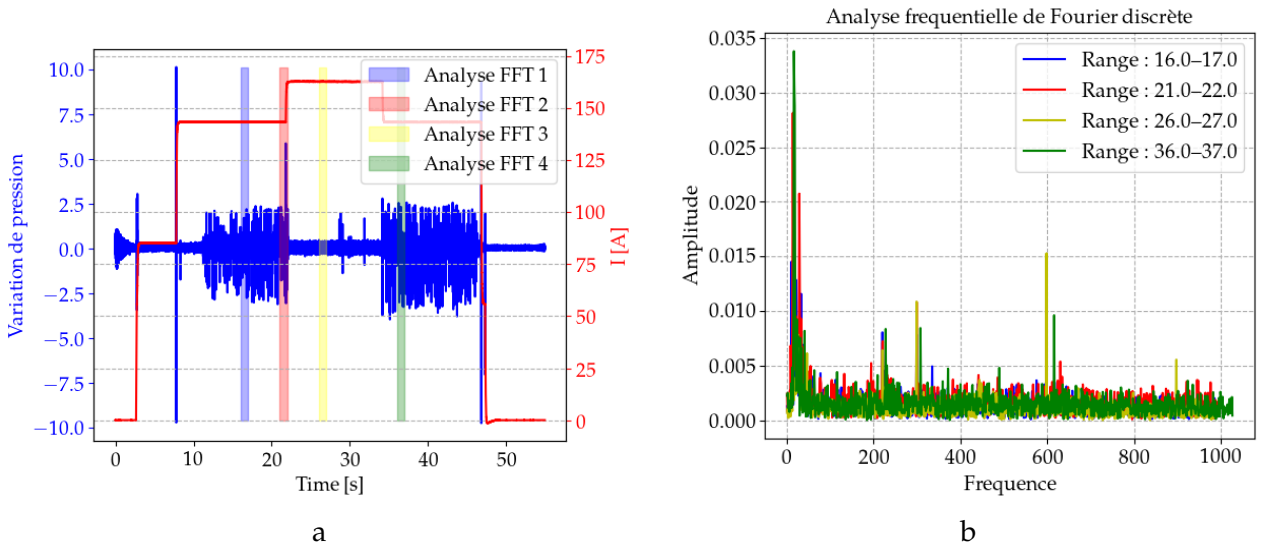


FIGURE 2.30 – Exemple de résultat brut par analyse acoustique avec représentation des zones d'intérêt, (b) analyse fréquentielle du signal acoustique pour chaque zone d'intérêt.

2.30 révèle que certaines fréquences, pour chaque fenêtrage, sont similaires mais avec des intensités différentes. Ce résultat ne donne pas assez d'information pour identifier une variation des conditions opératoires.

2.5.2.2 Analyse fréquentielle du signal par ondelette

Une méthode plus prometteuse à été développée pour palier les inconvénients de la transformée de Fourier fenêtrée. Les ondelettes [134] permettent de regarder le signal à différentes échelles en permettant d'avoir une information positionnée au cours du temps. Cette méthode a pu être utilisée lors d'un traitement de signal en géophysique [48]. L'intérêt des ondelettes est d'avoir une cartographie du contenu fréquentiel du signal au cours du temps et d'identifier rapidement les zones critiques au niveau temporel.

Dans cette section, le traitement du signal acoustique par ondelette va être présenté. Pour plus d'information sur les ondelettes, on peut se référer à [130]. Les fenêtres d'analyse pour la représentation des résultats, seront similaires à l'étude précédente (cf figure 2.30). Dans cette étude, la méthode CWT (Continues Wavelet Transform) a été utilisée et les résultats sont représentés en figure 2.31.

Les résultats présents sur la figure 2.31 sont visuels et permettent d'analyser un potentiel changement d'état du contenu fréquentiel du signal à un instant donné. Par exemple, chaque image présente différents pics avec une nuance plus ou moins marquée. En effet, en figure 2.31 (a), le saut entre les nuances de couleur est assez régulier et peut s'apparenter au claquement de la goutte du métal d'apport. En revanche, pour la figure 2.31 (b), aux alentours de $21,8s$ une fréquence avec une nuance de couleur plus prononcée par rapport à l'image précédente, représente le changement du courant ($150A$ à $170A$). Ensuite, sur la figure 2.31 (c), la nuance de couleur étant moins prononcée sur l'ensemble de la fenêtre d'analyse, cela laisse croire qu'il n'y a pas de variation de paramètres ou de claquement de la goutte du métal d'apport. Par contre, en figure 2.31 (d), un intervalle très régulier apparaît, ce qui laisse croire que le régime du goutte à goutte est plus prononcé par rapport à la zone d'analyse (a).

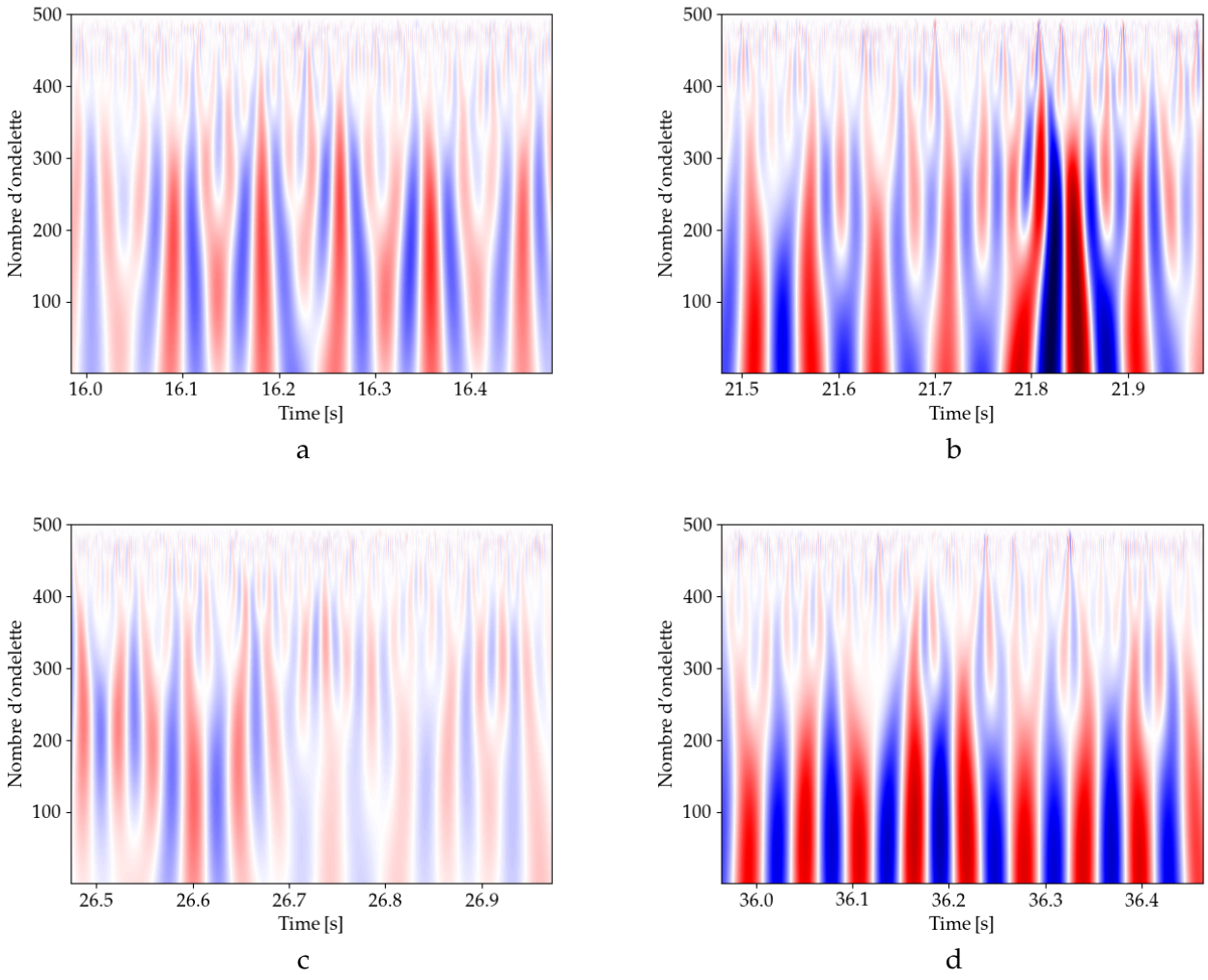


FIGURE 2.31 – Exemple de résultat de l'analyse fréquentielle du signal par ondelette continue pour chaque zone d'intérêt, (a) CWT pour t = [16s - 16.5s], (b) CWT pour t = [21.5s - 22s], (c) CWT pour t = [26.5s - 27s],(d) CWT pour t = [36s - 36.5s].

2.5.2.3 Conclusion sur l'étude acoustique

Dans cette section, le traitement du signal issu de la mesure acoustique de l'opération de soudage a été présenté. Différentes méthodes de traitement pour remonter au contenu fréquentiel du signal existent dans la littérature. La méthode des ondelettes permet de visualiser en fonction du temps, une modification du comportement fréquentiel.

2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, le dispositif expérimental qui sera utilisé dans les chapitres suivants a été présenté et validé sur un cas simple. En particulier, les précautions à prendre pour s'affranchir des perturbations induites par le procédé ont été introduites, permettant ainsi d'avoir des données brutes le moins bruitées possible. Une méthode simple transposable à des situations industrielles a été mise en place afin d'observer le bain liquide sous l'arc. Ce dispositif devrait être transposable à une situation

industrielle puisque les capteurs respectent les contraintes du cahier des charges pour l'industrialisation.

Une proposition de stockage et d'archivage des données a été expliquée. Pour chaque essai, cela représente une quantité importante de données. A titre d'exemple, les 5 signaux liés au procédé (tension, intensité, flux de gaz, vitesse fil et acoustique) plus les deux caméras à 50 Hz pour les 50 s de soudage représentent environ deux giga-octets de données. Il faudra dans la suite, adapter les fréquences pour pouvoir utiliser les essais dans un cadre de modélisation du comportement du procédé basé sur l'expérimentation.

Les parties suivantes vont s'intéresser à la construction d'une base de données puis à son exploitation par des algorithmes d'apprentissage automatique pour s'assurer que les conditions opératoires respectent le descriptif du mode opératoire et qu'il n'y a pas de dérives des conditions de fabrication.

Chapitre 3

Contrôle du soudage basé sur l'intelligence artificielle

Sommaire

3.1 Introduction 82
3.2 Comportement du bain de fusion 82
3.2.1 Configuration de dépôt 83
3.2.2 Mode opératoire 83
3.2.3 Influence des paramètres procédés sur les dimensions de la zone fondue 84
3.2.4 Conclusion 93
3.3 L'intelligence artificielle pour le contrôle du soudage 93
3.3.1 Introduction 93
3.3.2 Apprentissage supervisé 94
3.3.3 Modèles d'apprentissage Automatique 95
3.3.4 Réseau de neurones 99
3.4 Mise en place des méthodes de contrôle : classification 104
3.4.1 Structure de la base de données d'apprentissage 105
3.4.2 Comparaison des temps de calcul 111
3.4.3 Phase de prédiction des modèles 113
3.5 Conclusion 123

3.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, le dispositif permettant de surveiller l'opération de soudage en cours de fabrication à partir de capteurs et de traitements spécifiques a été présenté. L'objectif était de vérifier que le procédé se déroule dans les conditions de soudage prévues par le DMOS à partir des capteurs embarqués. Néanmoins, l'interprétation de ces mesures peut être compliquée dans un certain nombre de situations. Ainsi, l'exploitation des mesures va permettre d'améliorer la compréhension des phénomènes physiques et pourra permettre une interprétation plus systématique des signaux qui pourront être captés, grâce à des algorithmes. Deux parties seront présentées dans ce chapitre comme illustrées en figure 3.1.

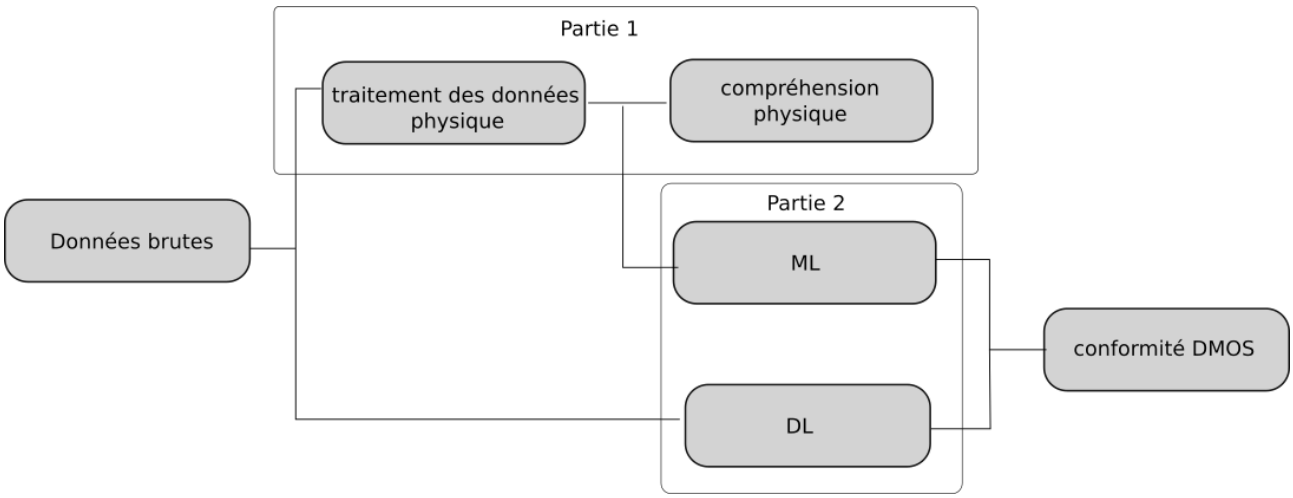


FIGURE 3.1 – Présentation des outils d'analyse et de contrôle développés dans cette partie.

Dans la première partie, les mesures vont permettre d'analyser la physique du dépôt avec apport de matière lors de la modulation de l'intensité de soudage. Les configurations choisies vont mettre en évidence plusieurs effets complexes qui rendent difficile une prédiction précise de la géométrie du cordon.

La seconde partie a pour but de montrer la faisabilité de la validation robuste de la fabrication à partir des capteurs. Pour cela, une modélisation basée sur des essais réalisés dans des conditions d'un DMOS doit être développée, pour alimenter l'intelligence artificielle. Dans la littérature, deux techniques sont utilisées : l'apprentissage profond 3.4.1.1 et l'apprentissage automatique 3.4.1.2. Pour alimenter ces apprentissages, deux méthodes peuvent être utilisées. La première méthode consiste à utiliser les données brutes issues des capteurs sans traitement préalable afin d'alimenter des modèles d'apprentissage. La deuxième méthode consiste à utiliser des données physiques, telle que la géométrie du bain de fusion afin d'alimenter les modèles et réduire la taille de la base de données. Ces deux méthodes seront testées et leurs performances seront évaluées pour surveiller l'opération de soudage.

3.2 Comportement du bain de fusion

Dans la littérature, des modélisations numériques avancées existent pour l'étude de la distribution de chaleur dans le bain [34], dans l'arc [38, 61] et dans le système arc-bain [145]. Ces modèles nécessitent un nombre important de degrés de libertés afin d'apporter des éléments de connaissances sur certains mécanismes de transferts. Ils sont bien souvent développés dans le cadre d'une ligne de

fusion sans apport de matière.

Afin d'appréhender les mécanismes physiques qui peuvent influencer la forme du dépôt, on propose d'étudier expérimentalement des dépôts de cordons pour lesquels seule l'intensité de soudage est modifiée en se basant sur les outils de traitement développés dans la partie précédente. On montrera à partir des essais que la modification des paramètres opératoires induit des mécanismes complexes qui sont encore difficiles à intégrer dans une modélisation et qui justifient de se baser sur les essais déjà réalisés pour surveiller l'opération de soudage.

3.2.1 Configuration de dépôt

La figure 3.2 (a) montre la configuration de dépôt qui est utilisée et que l'on rencontre le plus souvent dans l'industrie quand on utilise le procédé TIG avec fil d'apport : le fil arrive sur l'avant du bain. Un dispositif d'apport de fil permet d'assurer que l'axe du fil est toujours positionné de la même manière par rapport à l'électrode. La figure 3.2 (b) présente une image acquise sur le champ de vision latéral avec un courant de 180 A. On peut observer l'électrode en tungstène ainsi que le fil d'apport. Le halo lumineux sous l'électrode correspond à l'arc et on remarque une dissymétrie par rapport à l'axe de l'électrode.

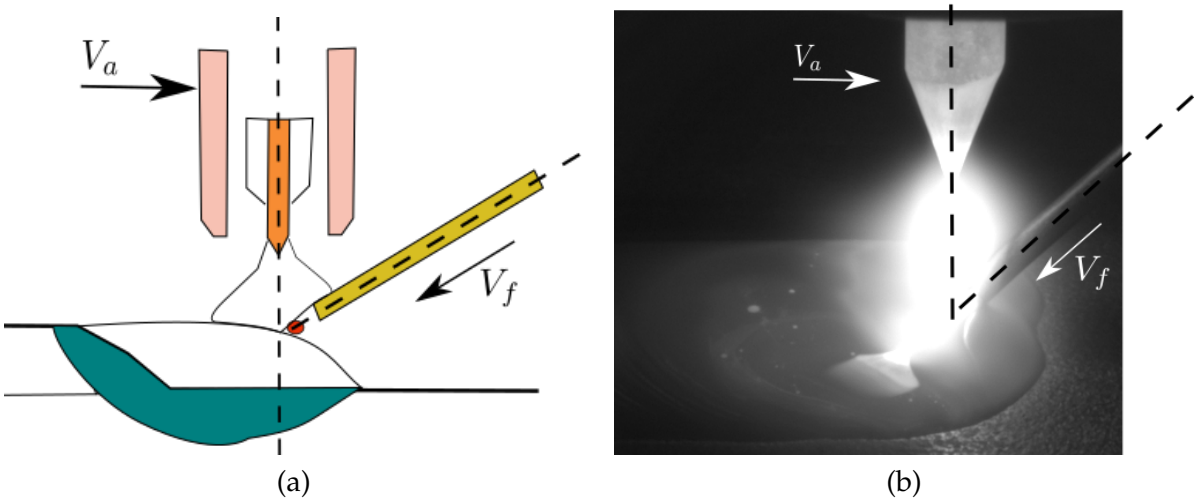


FIGURE 3.2 – (a) Schéma représentant la distribution de la chaleur dans une configuration avec apport de métal, (b) image brute d'une image acquise avec la caméra latérale.

3.2.2 Mode opératoire

Le dispositif expérimental mis en place pour cette étude est illustré sur la figure 3.3. L'intensité, la tension et la vitesse fil sont mesurées pendant le dépôt (cf. chapitre 2). Deux caméras sont utilisées pour avoir accès au comportement du bain de fusion (cf. chapitre 2).

La géométrie du coupon de soudage utilisé pour cette campagne est présentée sur la figure 3.4.

Les paramètres opératoires choisis pour cette étude sont présentés dans le tableau 3.1. La tension est constante car le dispositif AVC est mis en œuvre. L'intensité de l'essai 2 étant plus grande, la distance électrode doit être plus petite dans l'essai 2 que dans l'essai 1. En ne changeant que l'intensité, on ne change que l'énergie linéique. La quantité de matière déposée par unité de longueur reste identique. L'augmentation de 20% de l'énergie linéique devrait apporter une augmentation de la taille du

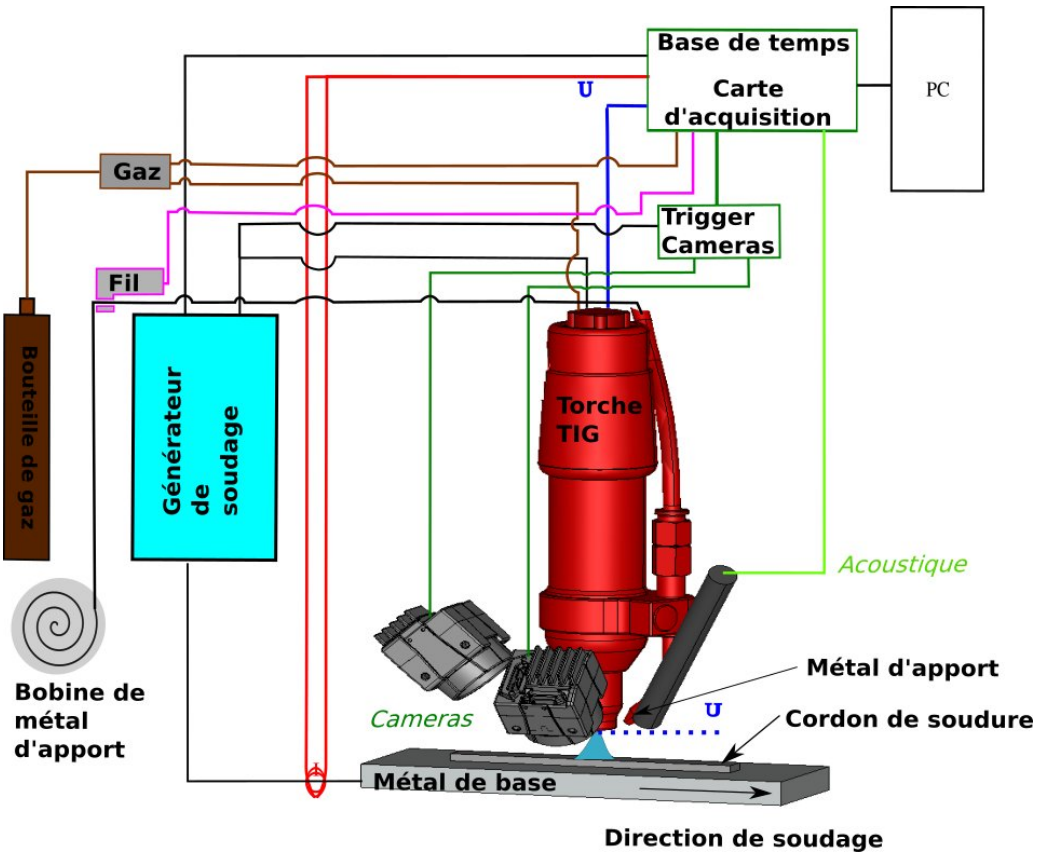


FIGURE 3.3 – Schéma global de câblage du montage expérimental lors de cette configuration.

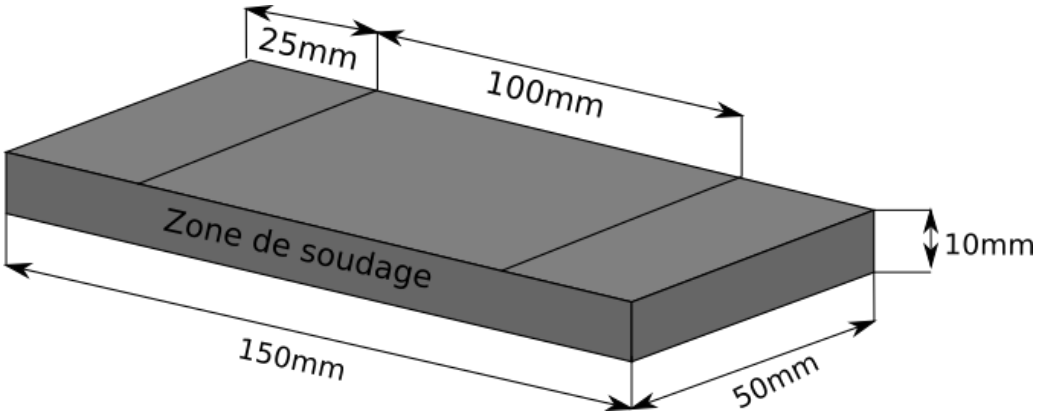


FIGURE 3.4 – Présentation de la maquette, géométrie de la plaque soudée ainsi que la représentation de la zone de soudage.

bain.

3.2.3 Influence des paramètres procédés sur les dimensions de la zone fondue

En se basant sur les observations et sur les signaux du procédé, les dimensions de la zone fondue seront premièrement discutés. Ensuite, les relations existantes entre les dimensions de la zone fondue et la géométrie du cordon seront mises en avant.

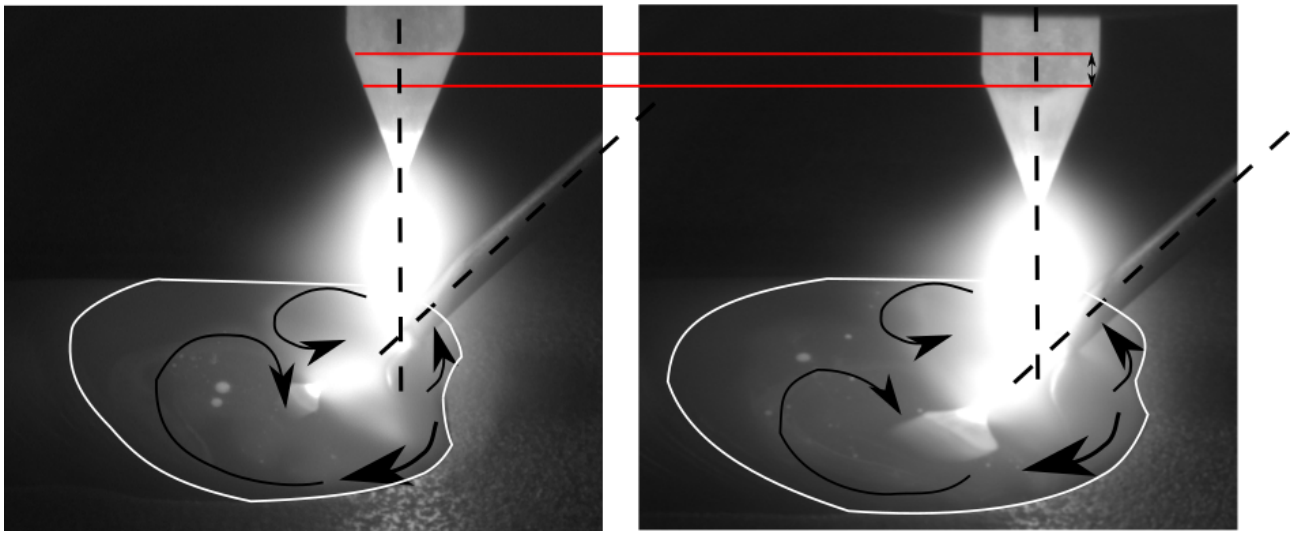
Ma	Intensité (A)	Tension (V)	Vitesse d'avance (m/min)	Énergie linéique E (J/mm)	Vitesse de dévidage (m/min)	Apport de de matière	Débit gaz de protection (L/min)
1	150	11,8	0,15	708	3,0	20	13,0
2	180	11,8	0,15	849.6	3,0	20	13,0

TABLE 3.1 – Paramètres procédés TIG utilisés.

3.2.3.1 Observation du bain de fusion

L'observation des images présentes sur la figure 3.5 permet d'analyser plusieurs zones.

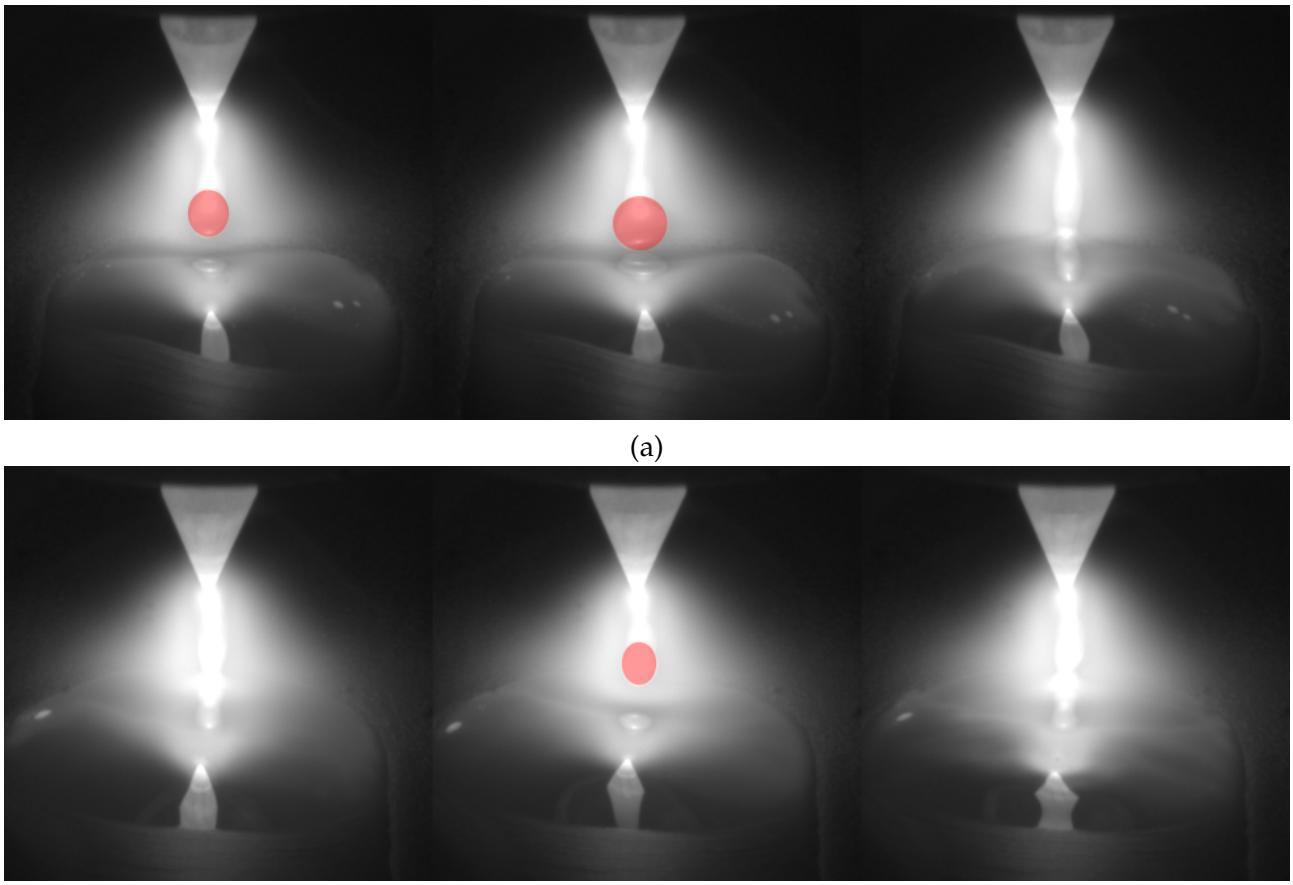
- La première correspond à la surface du bain fondue. La texture sur l'image permet de délimiter la zone fondue. Une première analyse indique que le bain est plus large et plus long pour les conditions de l'essai 2. On distingue également différents oxydes et bulles de gaz qui suivent les mouvements dans le bain. Des images successives pour les deux essais semblent indiquer que les oxydes s'éloignent du centre de la surface vers l'extérieur. Sur la surface du bain, le reflet de l'électrode est également visible. Des images successives montrent clairement des oscillations importantes de la surface libre induisant des changements de courbure importants. Pour l'essai 1, le bain sous le fil a une forme prononcée de guitare.
- La seconde zone correspond à la zone de l'électrode et de l'arc. Les traits horizontaux entre les deux images permettent de mesurer la position de l'électrode par rapport à la pièce. Conformément à ce que l'on avait supposé sur l'utilisation de l'AVC, l'électrode est plus proche pour l'essai 2. Le temps d'exposition étant identique pour les deux essais, on remarque que la taille de l'arc est plus importante pour l'essai 2 et qu'il vient donc interagir sur une zone plus importante avec le fil. La taille de la zone saturée semble également plus importante, ce qui indique un niveau énergétique plus élevé pour l'essai 2.
- La troisième zone correspond au fil qui est en interaction avec l'arc. Pour l'essai 1, un ligament liquide entre le fil et le bain est observé. Sous l'effet de la tension de surface et pour une certaine géométrie, il est aspiré et créé une forte perturbation de la surface libre du bain. Pour l'essai 2, le liquide se détache beaucoup plus continûment du fil.



(a) (b)

FIGURE 3.5 – Schéma représentatif des écoulements supposés en surface du bain de fusion ; (a) courant 150 A, (b) courant 180 A.

Sur la figure 3.6, des séries de trois images successives sur le champ de vision supérieur pour chaque mode opératoire (cf. tableau 3.1) sont montrées.



(a)

(b)

FIGURE 3.6 – Influence d'une modification de l'intensité sur le comportement du bain ; analyse de la formation de la goutte due au transfert de l'énergie (a) courant 150 A, (b) courant 180 A.

Ce point de vue permet de visualiser plus facilement la largeur du bain et les gouttes qui se transfèrent du fil vers le bain liquide. Les contours des gouttes sont représentés en rouge sur la figure 3.6. Il est clair que les gouttes sont plus grosses pour l'essai 1 que pour l'essai 2. Néanmoins, la fréquence est plus importante dans le cas de l'essai 2.

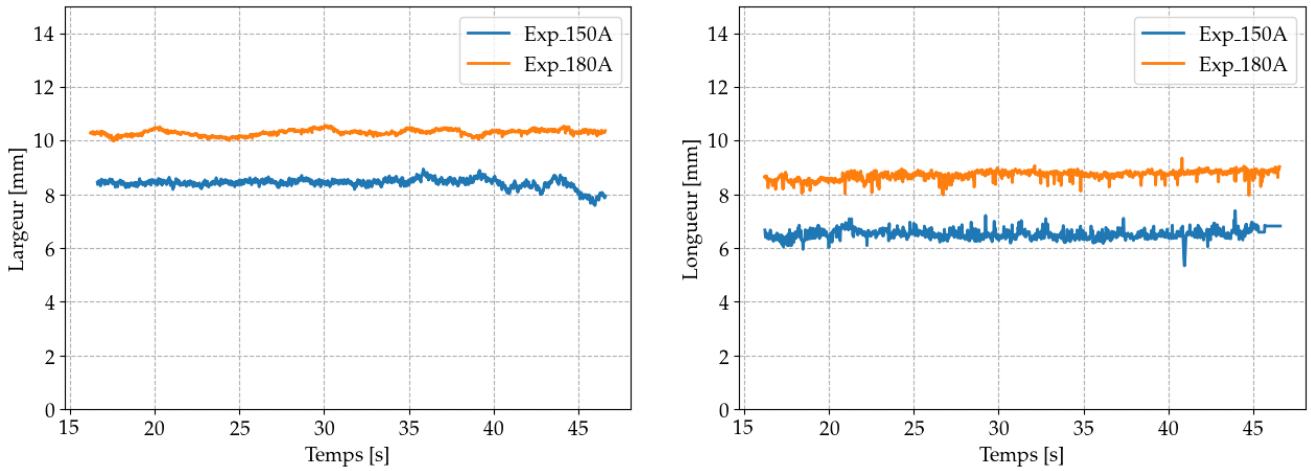
La perturbation induite sur la surface par l'apport de matière dépend de la quantité de matière, de la goutte ou du ménisque. Plus elle est importante, plus la perturbation est importante. Dans ce cas, il est souhaitable d'avoir des petites gouttes pour l'apport de matière. Quelles que soient la taille et la forme des gouttes, la quantité déposée est identique pour les deux essais.

Comme le montrent les analyses précédentes, la compréhension de la quantité d'énergie apportée au bain est plus complexe. Elle dépend à la fois de la quantité d'énergie apportée de chaque goutte, de la distribution des courants dans le plasma ainsi que des mouvements dans le bain liquide. Les images montrent clairement que le fil interagit avec le plasma et entrave la distribution axisymétrique de l'écoulement et de ses lignes du courant. L'arc a alors tendance à apporter plus d'énergie sur l'arrière du bain que sur l'avant. D'autre part, les mouvements dans le liquide ont tendance à transférer l'énergie des parties centrales sur l'extérieur, c'est conforme à l'effet Marangoni qui dépend des gradients de températures. En étudiant la forme du bain sur l'avant, on remarque la forme de guitare

pour l'essai 1 qui est due au fait que l'arc ne chauffe pas assez le bain et ne fond donc pas le substrat. Cette forme n'est pas visible sur l'essai 2 car les mouvements dans le bain sont plus importants à cause d'une taille plus importante, transportant ainsi l'énergie vers l'avant.

3.2.3.2 Dimensions du bain de fusion en surface

Pour quantifier de manière plus précise la dynamique du bain et l'impact de l'apport de chaleur sur la forme et la taille du bain liquide ou du cordon, l'extraction du contour du bain de fusion est réalisée afin d'en sortir ses caractéristiques géométriques (cf. section 2.5.1.3). Deux caractéristiques géométriques ont été choisies : la largeur et la longueur. Pour le champ supérieur, la largeur est mesurée comme présentée sur la figure 3.7 (a). Pour le champ de vision latéral, c'est la longueur qui est choisie comme illustrée sur la figure 3.7 (b).

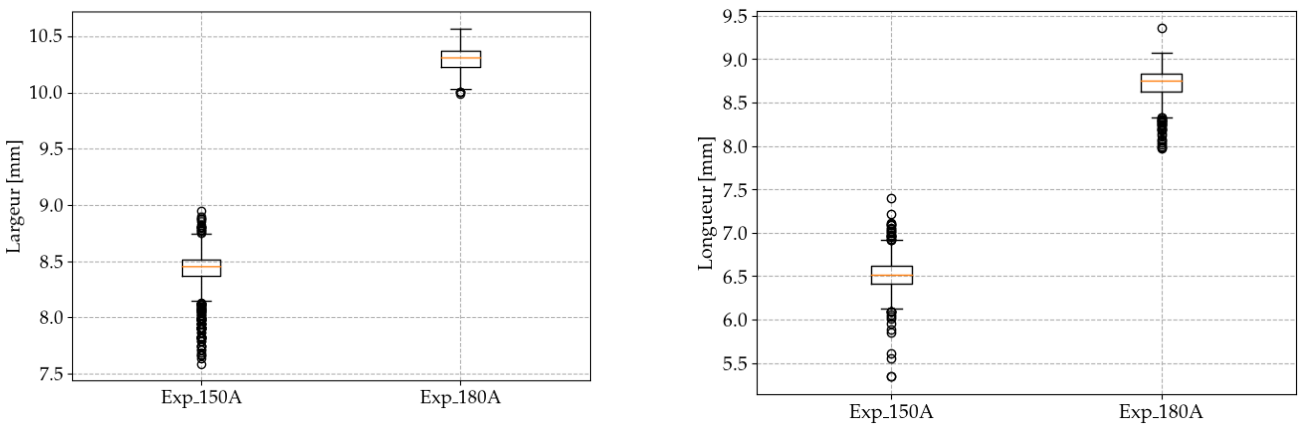


(a) (b)

FIGURE 3.7 – Influence d'une modification de l'intensité sur le comportement du bain ; (a) largeur du bain de fusion, (b) longueur du bain de fusion.

Pour l'opération à 150 A, la moyenne de la largeur est égale à $8,42mm$ avec un écart-type de $0,174mm$ et la longueur à une moyenne de $6,52mm$ avec un écart-type de $0,178mm$. Par contre, pour l'opération de 180 A, la moyenne de la largeur est égale à $10,31mm$ avec un écart-type de $0,105mm$ et la longueur à une moyenne de $8,72mm$ avec un écart-type de $0,158mm$. Les résultats moyens corroborent ce qui était pressenti sur les dimensions du bain : plus l'énergie linéique est importante, plus les dimensions sont importantes. En ce qui concerne les écarts types, l'analyse des contours montre une bonne détection. Certains contours sont néanmoins perturbés lorsque les oscillations de la surface libre sont trop importantes. Une méthode permettant de visualiser la dispersion des mesures des caractéristiques géométriques est la représentation des résultats dans une boxplot (boite à moustache) comme illustrée sur la figure 3.8 (a) et (b). Sur l'opération de soudage avec un courant de 150 A, on peut remarquer que le bain est plus perturbé (plus de points de mesure qui sont en dehors de la boite). Ce phénomène peut être attribué au goutte à goutte qui vient perturber la dynamique du bain lors de son arrivée dans le liquide comme énoncé précédemment.

Lors de ces essais, la position du fil d'apport a été maintenue identique pour les deux configurations. Au niveau pratique, afin d'éviter la perturbation de la surface libre du bain de fusion ainsi que sa dynamique, le réglage de la distance fil-électrode peut être fait de sorte à éviter le claquement de la goutte et limiter les oscillations du bain liquide. Par ailleurs, dans un contexte industriel, il est difficile pour chaque opération de bien régler cette distance de manière précise d'une opération à



(a) (b)

FIGURE 3.8 – Influence d'une modification de l'intensité sur le comportement du bain.

l'autre. Un mauvais réglage peut mener parfois à un frottement du fil devant le bain.

Au bilan de l'analyse de ces premiers essais, on remarque que l'observation et l'analyse des résultats issus du traitement d'images sont riches. L'étude de l'évolution des caractéristiques géométriques peut également être reliée à la physique du bain liquide. Dans les sections suivantes, on va s'intéresser aux cordons solidifiés et tenter d'expliquer leur géométrie en fonction de ces premiers résultats.

3.2.3.3 Analyse macrographique

La géométrie du cordon et la microstructure dans le bain et dans la zone proche (ZAT : Zone Affectée Thermiquement) sont des éléments primordiaux pour l'intégrité des assemblages. Dans cette partie, on va s'intéresser uniquement à la géométrie du cordon qui sera évaluée via des coupes macrographiques pour accéder à l'interface liquide-solide qui n'est pas accessible avec les caméras. On rappelle que, lors d'une opération industrielle, une destruction de la pièce n'est pas envisageable. Cette opération est bien souvent réalisée lors d'une QMOS pour s'assurer que le soudeur ne réalise pas de défaut de collage. La figure 3.9 présente une coupe macrographique dans la zone quasi-stationnaire des deux conditions de soudage. Ainsi, à partir de ces macrographies, différentes quantités d'intérêt peuvent être extraites, telles que :

- le contour dans le plan longitudinal du cordon,
- les angles au niveau de la ligne triple (cf. section 1.4.4),
- la largeur du cordon de soudage (comparaison possible avec l'extraction du contour issue des images) ainsi que la hauteur,
- la pénétration, afin d'appréhender les mouvements convectifs dans le volume,
- le volume de métal déposé, etc.

A partir de la forme du cordon solidifié, une partie des différentes forces mises en jeu (pression capillaire, pression hydrostatique, etc.) peuvent potentiellement être calculées.

Sur la figure 3.9, le cordon peut être divisé en deux parties. La première correspond à la pénétration dans le matériau de base. Au niveau géométrique, on considère cette partie en dessous du plan définissant la surface du matériau de base. La partie basse de cette zone correspond à l'interface liquide-solide. On remarque que l'interface a une géométrie complexe en forme d'haltère plus ou

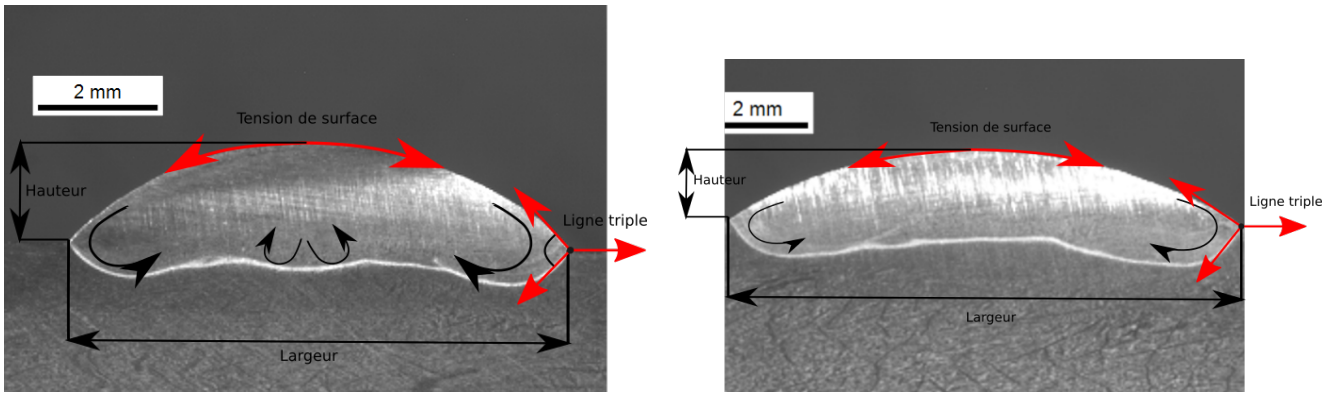


FIGURE 3.9 – Coupe macrographique avec différentes quantités à analyser ; (a) courant de 150 A, (b) courant de 180 A.

moins prononcée. La surface de cette partie S_f dépend de l'énergie calorifique qui transite dans le matériau de base. La seconde partie correspond au cordon. Au niveau géométrique, c'est la partie au dessus du matériau de base. La partie haute correspond à l'interface liquide-plasma. Les matériaux étant considérés incompressibles, la surface de cette zone S_c peut être reliée directement à l'apport de métal par le fil. On remarque que pour les deux conditions, la géométrie de l'interface ressemble à une calotte cylindrique et qu'elle est globalement symétrique.

Au niveau géométrique, on définit la pénétration comme la distance entre le point le plus bas de l'interface solide-liquide et le plan définissant le matériau de base. La hauteur est définie entre le point le plus haut et la surface du matériau de base. La largeur est la distance entre les deux lignes triples où se rejoignent les interfaces liquide-solide et liquide-gaz. Un angle de mouillage est défini au niveau de la ligne triple. On peut définir alors deux angles : θ_{app} qui correspond à l'angle entre le plan du matériau de base et l'interface liquide-solide et θ_{reel} qui correspond à l'angle entre l'interface liquide-solide et l'interface liquide-gaz. Ce dernier angle est accessible uniquement via la macrographie.

Le tableau 3.2 présente la boite englobante (hauteur, largeur) sur la macrographie des deux opérations de soudage. L'observation de ces résultats permet de confirmer l'analyse de l'observation du bain de fusion. En effet, l'opération de soudage réalisée avec un courant de 150 A a bien une largeur plus faible et une hauteur plus importante qu'avec un courant de 180 A. La largeur de la macrographie et la moyenne de celle mesurée par l'intermédiaire du contour ont bien un ordre de grandeur similaire.

Ma	H_{macro} mm	L_{macro} mm	$L_{moycontour}$ mm	θ_{app} °	θ_{reel} °	S_f mm^2	S_c mm^2
1	1,82	8,45	8,42	46	90	3,1	10,23
2	1,52	10,26	10,30	31	85	5,5	10,36

TABLE 3.2 – Caractéristiques géométriques mesurées sur la macrographie. Comparaison de la largeur mesurée par macrographie avec la moyenne de la largeur mesurée par la détection de contour.

La forme de l'interface liquide-solide donne des informations sur le sens des mouvements convectifs et sur leurs amplitudes de manière qualitative. Sur la figure 3.9, les mouvements pressentis sont représentés. La fusion du matériau de base semble plus prononcée sur les extrémités du cordon au niveau de la ligne triple pour les deux opérations. Cela indique une accumulation de fluide chaud

provenant probablement de la partie qui est dessous de l'arc et qui a été transportée dans cette zone. Cela est probablement dû aux forces de cisaillement en surface libre du bain de fusion (Marangoni ou plasma). On peut également remarquer qu'avec un courant de 150 A, la pénétration sous l'arc est plus marquée qu'avec un courant de 180 A. En effet pour 150 A, la goutte est plus grosse (cf.figure 3.6). L'aspiration de la goutte dans le liquide sera plus difficile à ralentir près de la surface. La chaleur aura tendance à stagner en profondeur à l'endroit de l'alimentation du bain par les gouttes.

3.2.3.4 Surface du métal déposé

Afin de comprendre les mécanismes influant sur la forme finale du cordon, on va étudier la surface déposée S_c. En supposant qu'à ces intensités, il n'y a pas d'évaporation du métal de fil lors de sa fusion, on peut supposer que toute la quantité de fil se retrouve dans le cordon. La surface de fil apportée est :

$$A = \frac{\pi D_{fil}^2}{4} \frac{V_f}{V_s} \tag{3.1}$$

avec D_{fil} le diamètre du fil d'apport, V_{fil} la vitesse de fil d'apport mesurée par le capteur, $V_{soudage}$ la vitesse de déplacement. Cette surface peut alors être égalisée avec la surface S_c.

Si on suppose (on le vérifiera par la suite) que la forme du cordon est assimilable à une calotte cylindrique, on a des relations entre cette aire et les caractéristiques géométriques de la calotte. Ces relations sont détaillées en annexe B.

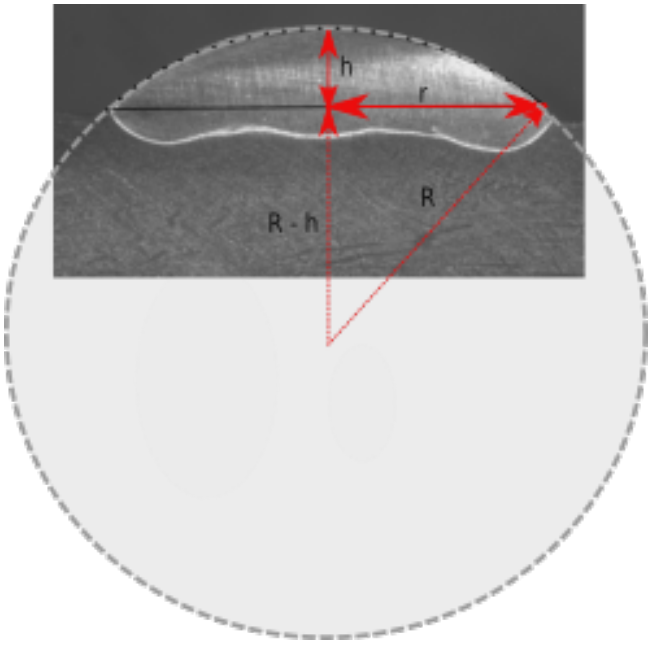


FIGURE 3.10 – Schéma de la calotte cylindrique pour un courant de 150A.

Les équations de l'annexe B montrent que si l'on connaît la largeur et la hauteur de la calotte, on peut calculer la surface. Ainsi, on a trois possibilités pour calculer l'aire déposée expérimentalement avec :

- les signaux mesurés en utilisant l'équation 3.1,
- le S_c du contour de la macrographie,

- la largeur et la hauteur mesurée sur la macrographie et les formules de l'annexe.

Les résultats sont donnés dans le tableau 3.3.

Ma	Vfil m/min	Vsoud m/min	D_{fil} mm	Éq 3.1 mm^2	Tableau 3.2 mm^2	Annexe B : Éq B.4 mm^2
1	3,0	0,15	0,8	10,05	10,23	10,54
2	3,0	0,15	0,8	10,05	10,36	10,27

TABLE 3.3 – Tableau des résultats de la quantification de la surface déposée.

Le tableau 3.3 présente les résultats pour les trois façons d'estimer la surface déposée. On peut remarquer que les résultats ont le même ordre de grandeur aux incertitudes de mesures près. On remarque que, pour l'essai à 180 A, les résultats de surface sont très proches pour ceux issus du dévidage du fil et ceux obtenus avec la largeur et la hauteur. Pour l'autre essai, il y a une différence un peu plus importante que l'on va analyser dans la suite.

Au niveau de la géométrie, on sait qu'un comportement de surface libre piloté par les tensions superficielles engendre un cordon sous forme de calotte cylindrique [118]. Dans cette partie, on va identifier sur toute la surface du cordon un rayon de courbure et étudier sa représentativité. A partir des points du contour, on a décidé d'estimer le rayon de courbure par une méthode de moindre carré sur les points du contour au voisinage du sommet. On connaît la normale et la courbure, on peut alors facilement positionner le centre du cercle. Les figures 3.11 (a) et (b) montrent ces approximations. On remarque pour 180 A, tous les points sont proches du cercle identifié au sommet alors que pour 150 A, les points du contour ont tendance à s'éloigner du cercle au voisinage de la ligne triple.

On peut alors déterminer l'erreur relative (cf. équation 3.2) afin de quantifier la différence en chaque point entre le rayon du cercle sur le sommet R_0 et le rayon R_c correspondant à la distance entre le point du contour et le centre du cercle :

$$Erreurrelative = 100.\frac{R_c - R_0}{R_0} \tag{3.2}$$

Pour visualiser cette erreur, on a choisi de la représenter en fonction de l'angle qui positionne le point sur le cercle. Sur les figures 3.11 (c) et (d), on remarque que l'erreur d'approximation du contour par le cercle de rayon de courbure au sommet du cordon est beaucoup plus importante dans le cas de 150 A au niveau des lignes triples. La divergence indique la présence d'un autre phénomène que la tension de surface qui vient perturber l'équilibre de la ligne triple.

Pour caractériser le comportement du bain liquide, il est possible de caractériser l'évolution de pressions dans la section représentant le cordon. On va considérer deux actions : celle liée à la tension de surface et celle liée à la gravité.

Dans un premier temps, on calcule la pression capillaire que l'on considère constante tout au long de la surface à l'aide de l'équation 1.12. Avec les rayons de courbure identifiés sur la figure 3.11 (a) et (b) qui valent 5.3 mm pour l'essai 1 et 9.2 mm pour l'essai 2, une tension de surface estimée à $1,6 N/m$ [22], la pression capillaire est d'environ égale à 300 Pa pour l'essai 1 et de 175 Pa pour l'essai 2.

Dans un second temps, on calcule la variation de pression hydrostatique entre le sommet du cordon (surface libre) et le pied de cordon (ligne triple). Pour cela, on calcule $\Delta p_{hydro} = \rho g h$. Avec les mesures de hauteur du tableau 3.2, la variation de pression hydrostatique pour un courant de 150 A est environ égale à 123 Pa, tandis que pour un courant de 180 A, elle est environ égale à 103 Pa.

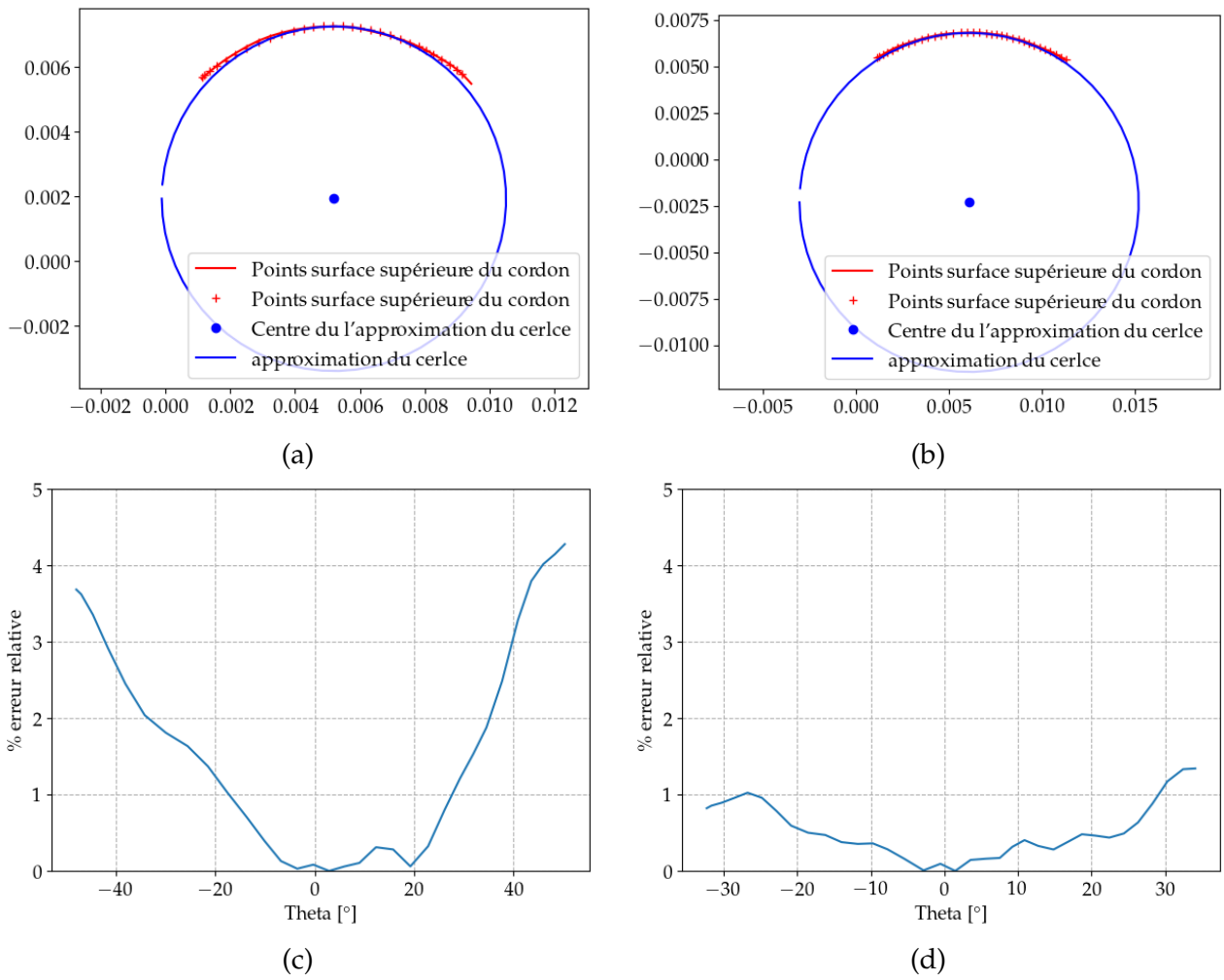


FIGURE 3.11 – Approximation d'un passe de cercle sous la surface libre du bain de fusion ; (a) courant de 150 A, (b) courant de 180 A. Pourcentage de l'erreur relative du rayon du cercle entre expérimental et théorique ; (a) courant de 150 A, (b) courant de 180 A.

Les deux pressions hydrostatiques sont relativement proches l'une de l'autre. Pour les deux configurations, la pression capillaire est supérieure à la pression hydrostatique. On peut donc conclure, que pour les deux configurations, les effets de tension de surface dominent les effets de gravité. Ceci dit, pour des hauteurs de cordons plus importantes (2 ou 3 mm), les effets de la gravité auront un rôle similaire à ceux de la tension superficielle.

Dans notre cas, la divergence de la forme cylindrique n'est alors pas attribuée aux effets gravitaires. On peut supposer au vu de la figure 3.7 que les aspects dynamiques liés aux cellules de convection modifient l'équilibre de la ligne triple. Cette considération demande une connaissance des mouvements dans le liquide qui est difficilement accessible expérimentalement.

Néanmoins, les résultats de la figure 3.11 indiquent que l'on commet une faible erreur à approcher la surface du cordon par une calotte cylindrique. Les équations de l'annexe B ont montré que si l'on connaît la largeur et la hauteur, on peut calculer la surface sous la calotte cylindrique S_c. D'une autre manière, cela signifie que l'on peut aussi estimer la hauteur de cordon en fonction de la largeur et l'aire de la calotte. Cela est particulièrement intéressant si on désire estimer la hauteur de cordon au cours du temps en mesurant la largeur grâce à une caméra et en connaissant à chaque instant la quantité de matière déposée 3.1 avec la mesure de la vitesse fil.

En appliquant cette méthode, on trouve les résultats dans le tableau 3.4. Dans ce tableau, on a les résultats moyens obtenus pour un essai dans la zone quasi-stationnaire mais également les fluctuations sur les mesures induites par les fluctuations sur les capteurs. Le tableau 3.4 présente les résultats de l'angle de mouillage et la hauteur à partir des données issues des capteurs. La moyenne des mesures et l'écart-type ont été pris en compte.

Ma	b_{moy} mm	$b_{ecart-type}$ mm	$A_{+5\%}$ mm^2	h (Annexe B : Éq B.8)	θ_{macro} deg	θ (Annexe B : Éq B.10) deg
150 A	8,42	0,17	10,55	1,779 - 1,81 - 1,845	46,30	45 - 46,6 - 48,2
180 A	10,30	0,10	10,55	1,495 - 1,496 - 1,522	31,50	32,1 - 32,7 - 33,3

TABLE 3.4 – Résultats pour appréhender la stabilité du bain de fusion avec les mesures du contour du bain de fusion.

Les résultats sont très prometteurs pour appréhender la forme du cordon en connaissant uniquement la largeur et la quantité de matière par unité de longueur déposée par le fil. Les hypothèses sont applicables dans une configuration à plat avec apport de métal, pour un mono-cordon et pour des tailles de cordons pour lesquelles la gravité peut être négligée.

3.2.4 Conclusion

L'objectif de cette partie n'était pas d'être exhaustif sur les géométries de cordons mais d'introduire sur deux essais la mise en place des capteurs pour étudier le comportement du bain de fusion pour mettre en avant les phénomènes physiques (dynamique du bain et de l'arc) et montrer qu'ils sont difficiles à appréhender et à modéliser. On notera en particulier la présence du fil qui modifie considérablement l'interaction arc-bain. L'objectif était également de donner les premiers ingrédients sur la géométrie du cordon qui seront utilisés dans le chapitre suivant (cf. chapitre 4).

La difficulté pour modéliser l'ensemble des processus nous oriente vers une modélisation basée sur les essais. En se basant sur des essais proches des conditions opératoires, cet outil intégrera l'interaction des différents phénomènes physiques. Cet outil sera basé sur l'intelligence artificielle. Le modèle sera alimenté par des données issues des capteurs présentés dans cette première étude. Le principe de l'utilisation de l'intelligence artificielle dans un contexte de contrôle industriel sera présenté dans la partie suivante. Ainsi, on va s'assurer que le modèle est capable de s'assurer que la fabrication reste dans les conditions définies lors du DMOS.

3.3 L'intelligence artificielle pour le contrôle du soudage

3.3.1 Introduction

En se basant sur ces données, les algorithmes d'intelligence artificielle (IA) peuvent prédire des comportements dans des situations complexes. Dans la sémantique de l'intelligence artificielle, la construction d'un modèle de prédiction s'appelle l'entraînement et peut faire appel à différents algorithmes. L'adéquation entre le choix de l'algorithme et les données est primordiale. Par exemple, aucun algorithme d'apprentissage automatique (ou machine learning, ML) ne pourra créer un modèle à partir de données non-pertinentes et les prédictions seront de mauvaise qualité. De même, l'apprentissage d'un modèle sur des données robustes mais avec un algorithme inadapté entraînera une mauvaise prédiction. Au cours du temps, les bases de données peuvent évoluer, s'enrichir et

ainsi améliorer les modèles utilisés. Cette évolution possible des algorithmes fait que l'on parle d'intelligence artificielle.

La bibliographie du chapitre 1 a montré que les méthodes avancées d'analyse des données peuvent améliorer considérablement la capacité de surveillance. Ces dernières années, l'intelligence artificielle, en particulier l'apprentissage automatique a été progressivement exploitée dans le contrôle du soudage. L'objectif de cette section est, dans un premier temps, de présenter d'une manière générale la méthodologie et les différents algorithmes (apprentissage automatique, apprentissage profond) utilisés en intelligence artificielle et dans un second temps, présenter une base de données avec différentes conditions opératoires pour réaliser une ligne de fusion. Elle servira à tester les différentes méthodes et algorithmes utilisés en IA. L'application visée dans cette partie sera de contrôler conformément aux spécification d'un DMOS. Un rappel de chaque terme et vocabulaire est présenté dans l'annexe C.

3.3.2 Apprentissage supervisé

Les techniques d'apprentissage automatique [18,46,54]) se divisent généralement en trois catégories.

- L'apprentissage supervisé, qui consiste à apprendre la relation entre les données d'entrée et son étiquette associée. L'apprentissage supervisé peut être utilisé à la fois pour la régression et la classification.
- L'apprentissage non supervisé, qui n'a pas de données d'entraînement. Ainsi, l'algorithme de ML tente de séparer automatiquement les données d'apprentissage en différents groupes attachés à l'observation et associés à son étiquette.
- L'apprentissage par renforcement, qui a pour but de laisser l'algorithme utilisé, apprendre par lui-même sur la base de essai / erreur.

Les contraintes liées à la surveillance en cours de fabrication (vérification du DMOS et QMOS) imposent une comparaison avec des essais préliminaires dont on connaît les paramètres. Dans ces conditions, seul l'apprentissage supervisé peut être considéré.

L'apprentissage supervisé a pour but d'apprendre à faire des prédictions d'une valeur Y en fonction d'une liste de données étiquetées (X) (cf. figure 3.12). Ainsi, l'apprentissage supervisé consiste à apprendre le lien entre deux ensembles de données. Au niveau mathématique, une fonction f (cf. équation 3.3), fait le lien entre les données observées X et une variable de sortie (Y) que l'on essaie de prédire.

$$Y = f(X) \tag{3.3}$$

Il existe deux modes de classification. Dans le cas où les étiquettes sont binaires ($Y = 0, 1$), on parle de classification binaire. Dans le cas où les étiquettes sont multiples ($Y = 1, 2, ..., n$), on parle de classification multi-classe. Un exemple de classification multi-classe est la détermination de différentes espèces d'iris (fleurs) en fonction de la longueur et la largeur des pétales [8].

Le cœur de l'apprentissage automatique est le modèle d'apprentissage (soit la fonction f) qui s'appuie sur une base de données. Différents modèles existent dans la littérature et seront revus dans la partie suivante. Il est à noter que chaque modèle a des paramètres spécifiques que l'on appelle hyperparamètres (cf. section 3.3.3.0.4).

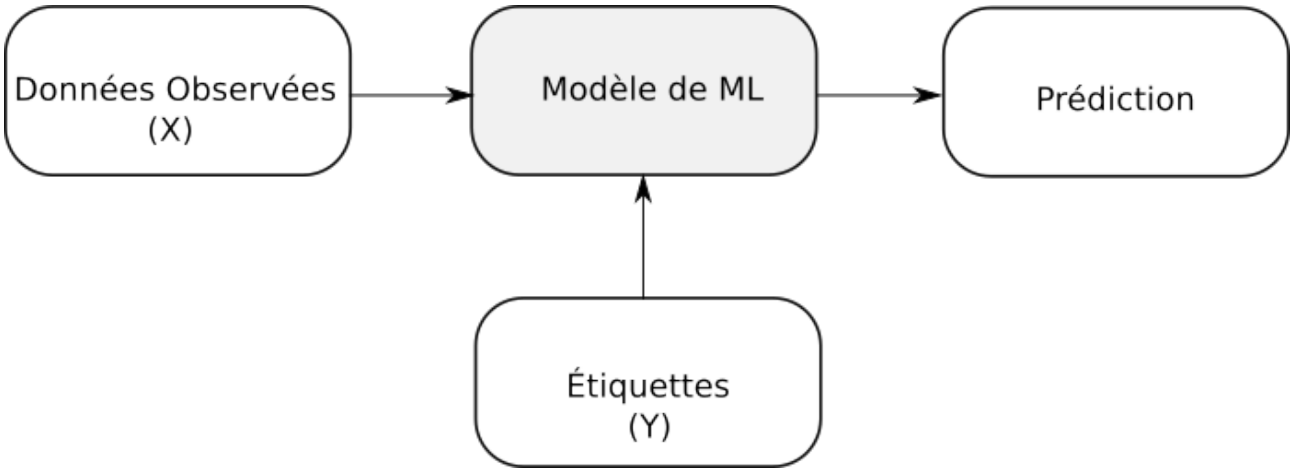


FIGURE 3.12 – Apprentissage supervisé.

Les étapes d'apprentissage sont généralement divisées en trois phases (voir la figure 3.13). Il faut trancher, séparer la base de données initiale en sous-ensembles aléatoires pour l'entraînement, le test et la validation du modèle.

- Une partie de la base de données permet d'entraîner et d'ajuster le modèle d'apprentissage choisi.
- Une autre partie de la base de données est nécessaire pour évaluer (tester) le modèle d'apprentissage ainsi que vérifier la performance du résultat. Par exemple, la performance peut être estimée en regardant le pourcentage d'étiquette prédit correctement. En général, les données testées doivent être suffisamment importantes pour avoir des résultats statistiquement pertinents et être représentatifs de l'ensemble de données d'entraînement. Les données doivent avoir les mêmes caractéristiques d'entrée que l'ensemble d'entraînement.
- Une dernière partie sert de validation en mesurant l'erreur de prédiction des étiquettes.

Le jeu de test est indispensable dans le processus de contrôle de la performance du modèle de ML. Ces données ne doivent pas être utilisées pour la phase d'entraînement de l'algorithme. Il faut donc s'assurer une bonne séparation des données d'entraînement et de test.

Afin de garantir la performance du modèle, de nombreuses façons existent pour évaluer la performance prédictive d'un modèle d'apprentissage supervisé. Pour analyser les performances, des critères vont être calculés (cf. section 3.3.3.0.5). Le critère de base est l'évaluation du nombre d'erreurs de classification entre l'étiquette réelle et celle prédite.

3.3.3 Modèles d'apprentissage Automatique

Différents modèles vont être présentés afin d'être testés dans la partie suivante pour surveiller les opérations de soudage.

3.3.3.0.1 k plus proches voisins (KNN)

L'algorithme k plus proches voisins [96] (KNN) est une technique de classification d'apprentissage supervisé. Il s'agit d'une méthode non-paramétrique. Pour estimer l'étiquette associée aux données d'entrée, l'algorithme va chercher la classe majoritaire parmi ses k plus proches voisins. Dans la figure 3.14, on remarque que parmi les cinq points aux alentours du point X, trois sont dans la classe 1 et deux sont dans la classe 0. Donc, le modèle assigne la classe 1 à ce point d'observation. Pour ce

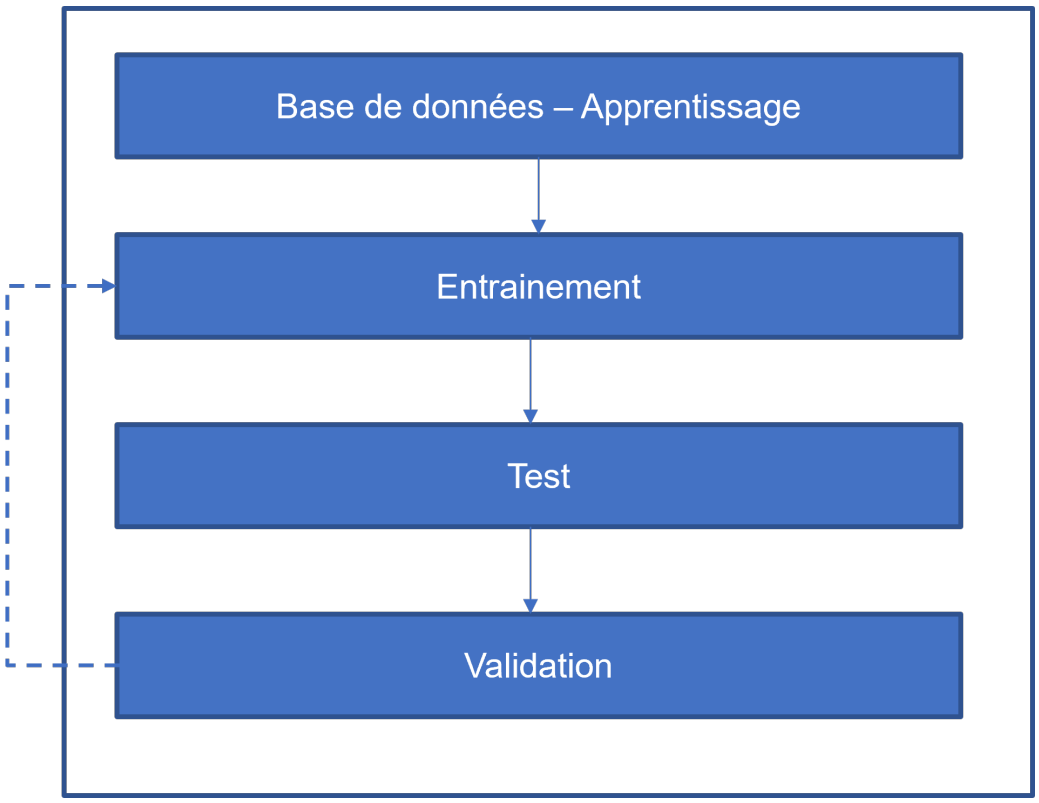


FIGURE 3.13 – Structure des étapes d'apprentissage pour un algorithme de machine learning.

modèle, trois hyper paramètres peuvent être testés et utilisés : "k-voisins", "poids" et "métrique".

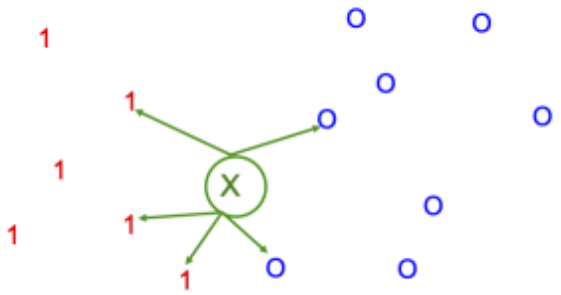


FIGURE 3.14 – Illustration d'un exemple de l'algorithme K-plus proches voisins en 2d pour un k =5. Dans cette exemple, la classe qui domine est 1 donc le point X appartiendra à la classe 1.

- Le premier hyper-paramètre k-voisins décide du meilleur k plus proche voisin. Par exemple, sur la figure 3.14, avec un k = 5, on choisit les 5 points les plus proches.
- Le second hyper-paramètre poids vérifie si l'ajout de poids aux points de données est bénéfique ou non. Il existe deux poids différents, "uniforme" qui attribue le même poids à chacun des points et "distance" qui ajoute une pondération sur les points par l'inverse de leurs distances. Cela signifie que les points les plus proches auront plus de poids que les points les plus

éloignés.
- Le dernier hyper-paramètre, est la métrique de distance qui calculera la similarité. Deux différentes distances sont les plus utilisées : "euclidean", "manhattan". La distance "euclidean" correspond à $\sqrt{\sum(x-y)^2}$, la distance "manhattan" correspond à $\sum\|x-y\|$.

3.3.3.0.2 Arbre de décision (DT)

L'algorithme arbre de décision [21, 96] est défini en partitionnant l'ensemble d'entrée en sous-espace. Il convient de noter que l'arbre de décision est orienté dans la direction où les décisions débutent (vers le bas). Premièrement, les nœuds internes d'un arbre de décision représentent les différents attributs des données d'entrée : la longueur de pétale pour une fleur par exemple. Deuxièmement, les branches entre ces nœuds représentent les valeurs des attributs des échantillons observés. Enfin, les nœuds finaux définissent le résultat de classification de l'observation (cf. figure 3.15).

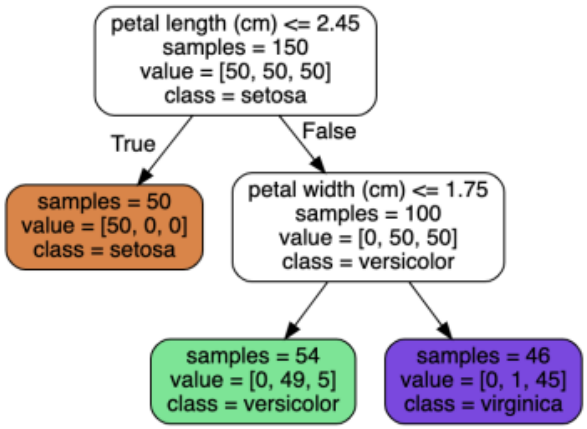


FIGURE 3.15 – Exemple d'un arbre de décision de profondeur 2 adapté à la base de données de l'iris [ref], utilisant uniquement la longueur et la largeur des pétales.

Pour ce modèle, les hyper-paramètres sont le critère pour mesurer la qualité d'une division ("gini", "log-loss", "entropy"), la "profondeur max" pour représenter la profondeur maximale de l'arbre et le "nœuds feuilles max" pour limiter le nombre de nœuds feuilles dans un arbre de décision. A noter que cette implémentation présentée est celle de Sklearn [53] mais il en existe d'autres.

3.3.3.0.3 Foret aléatoire (RF)

Random forest [62, 96] (forêt aléatoire) est une méthode de classification utilisant plusieurs arbres de décision (cf. figure 3.16). Comme son nom l'indique, ces arbres de décision sont créés en sélectionnant aléatoirement un ensemble de variables à partir des données, ainsi les prédictions sont combinées pour faire la prédiction globale.

Ce modèle utilise les mêmes hyper-paramètres principaux que l'arbre de décision mais avec un supplémentaire ("n estimateurs") qui correspond au nombre d'arbres à créer dans cette forêt.

3.3.3.0.4 Hyper-paramètres

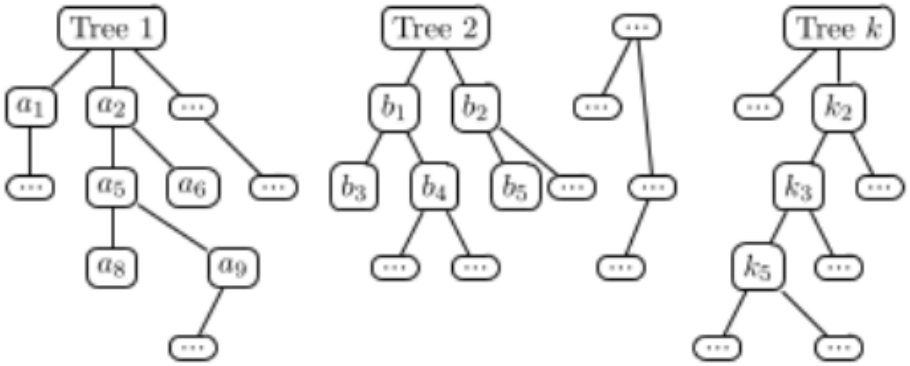


FIGURE 3.16 – Exemple d'une forêt aléatoire.

Chaque modèle de machine learning possèdent des hyper-paramètres propres à l'algorithme utilisé. Un hyper-paramètre est un paramètre qui est défini avant le début du processus d'apprentissage. Un tableau récapitulatif des hyper-paramètres utilisés pour les différents modèles présentés dans cette section sont illustrés en tableau 3.5.

Modèle	noms hyper-paramètres	types	bornes
KNN	k-voisins	-	1 voisin à n voisin
	poids	uniforme et distance	-
	métrique	"euclidean", "manhattan"	-
DT	criterion	"gini", "log-loss", "entropy"	-
	profondeur max	-	1 à n
	nœuds feuille max	-	1 à n
RF	criterion	"gini", "log-loss", "entropy"	-
	profondeur max	-	1 à n
	nœuds feuille max	-	1 à n
	n estimateurs	-	1 à n

TABLE 3.5 – Tableau récapitulatif des hyper-paramètres principaux des modèles présentés et utilisés.

Le bon comportement d'une méthode dépend des hyper-paramètres. Plusieurs méthodes existent pour la détermination du jeu d'hyper-paramètre permettant un meilleur comportement de la méthode d'apprentissage. A titre d'exemple, la technique de recherche de grille exhaustive est souvent mise en œuvre pour l'optimisation des hyper-paramètres. Celle-ci, prend et essaie toutes les combinaisons des hyper-paramètres souhaités pour en sortir celle qui donne le meilleur résultat. Néanmoins, cela peut prendre du temps et des ressources en calcul pour chaque valeur de paramètre supplémentaire (cf. tableau 3.9).

3.3.3.0.5 Critères de performance

La quantification de la performance d'un modèle est basée sur différentes métriques [12, 106]. En classification, la robustesse du modèle peut être basé sur un rapport de classification, une courbe de validation et bien d'autres outils.

Un rapport de classification est utilisé pour mesurer la qualité des prédictions d'un algorithme de classification. Le rapport montre les principales métriques de classification : précision, rappel et f1-score par classe. Ces mesures métriques sont calculées à partir des vrais positifs, des faux positifs,

des vrais négatifs et des faux négatifs permettant ainsi de prévoir la capacité d'un modèle à bien prédire les vrais positifs en terme de précision ainsi qu'en termes de rappel.

L'une des mesures les plus couramment utilisées est la précision de la classification. Il s'agit du rapport entre le nombre de prédictions correctes et le nombre total d'échantillons d'entrée. De plus, la courbe d'apprentissage peut être intéressante à analyser afin de connaître les performances du modèle en fonction du nombre d'échantillons dans la base d'apprentissage. Afin de mieux comprendre les vrai positif et faux positif, on va se baser sur l'exemple de la base de données des iris avec deux étiquettes (Setosa, Versicolour) en fonction de la longueur et la largeur des pétales. Par défaut, on va considérer que les iris Setosa correspondent au choix « positif » et les iris Versicolour au choix « négatif ». Pour chacun de ces choix, soit notre prédiction est vraie (bonne) soit elle est fausse (mauvaise). Ainsi, on a 4 cas possibles lors d'une prédiction binaire :

- Vrai positif (TP) : la prédiction est positive et c'est la réalité. Le modèle prédit que la fleur est de type Setosa, ce qui est vrai.
- Vrai négatif (TN) : la prédiction est négative et c'est la réalité. Le modèle prédit que la fleur est de type Versicolour, ce qui est vrai.
- Faux positif (FP), erreur de 1ère espèce : la prédiction est positive mais ce n'est pas la réalité. Le modèle prédit que la fleur est de type Versicolour alors qu'elle est de type Setosa.
- Faux négatif (FN), erreur de 2ème espèce : la prédiction est négative mais ce n'est pas la réalité. Le modèle prédit que la fleur est de type Setosa alors qu'elle est de type Versicolour.

3.3.3.0.6 Validation croisée

Pour rappel, la séparation du jeu de données en un ensemble d'entraînement et de test est réalisée aléatoirement. De ce fait, on peut risquer de créer des jeux de données qui ne sont pas représentatifs ou avoir un manque d'information. Afin d'éviter ce problème, il est préférable de reproduire plusieurs fois la procédure, puis de moyenner les résultats obtenus pour diminuer les effets aléatoires. La méthode utilisée s'appelle la validation croisée. Le principe de cette méthode est de partitionner aléatoirement les données d'entraînement et de test en n sous-ensembles (cf.figure 3.17). Ce processus est répété n fois, de sorte que chaque sous-ensemble soit utilisé pour la phase d'entraînement et de test. L'erreur de validation croisée moyenne est utilisée comme indicateur de performance.

Pour l'apprentissage supervisé, d'autres méthodes ont également été développées. Parmi toutes celles que l'on retrouve dans la littérature, on retiendra celle des Bayes naïfs et la machine à vecteurs de support. Cette dernière méthode partage les bases de données par des hyper plans séparateurs [96, 106].

3.3.4 Réseau de neurones

Dans les sections précédentes, des modèles de ML ont été introduits. Dans cette section, on va s'intéresser aux modèles d'apprentissage profond (deep learning). Dans la littérature, ce sont les réseaux de neurones qui sont le plus développés en particulier car ils sont utilisés sur des données brutes. Dans cette partie, on présente les différentes architectures de réseaux de neurones qui ont été et pourront être utilisées pour la surveillance d'une opération de soudage.

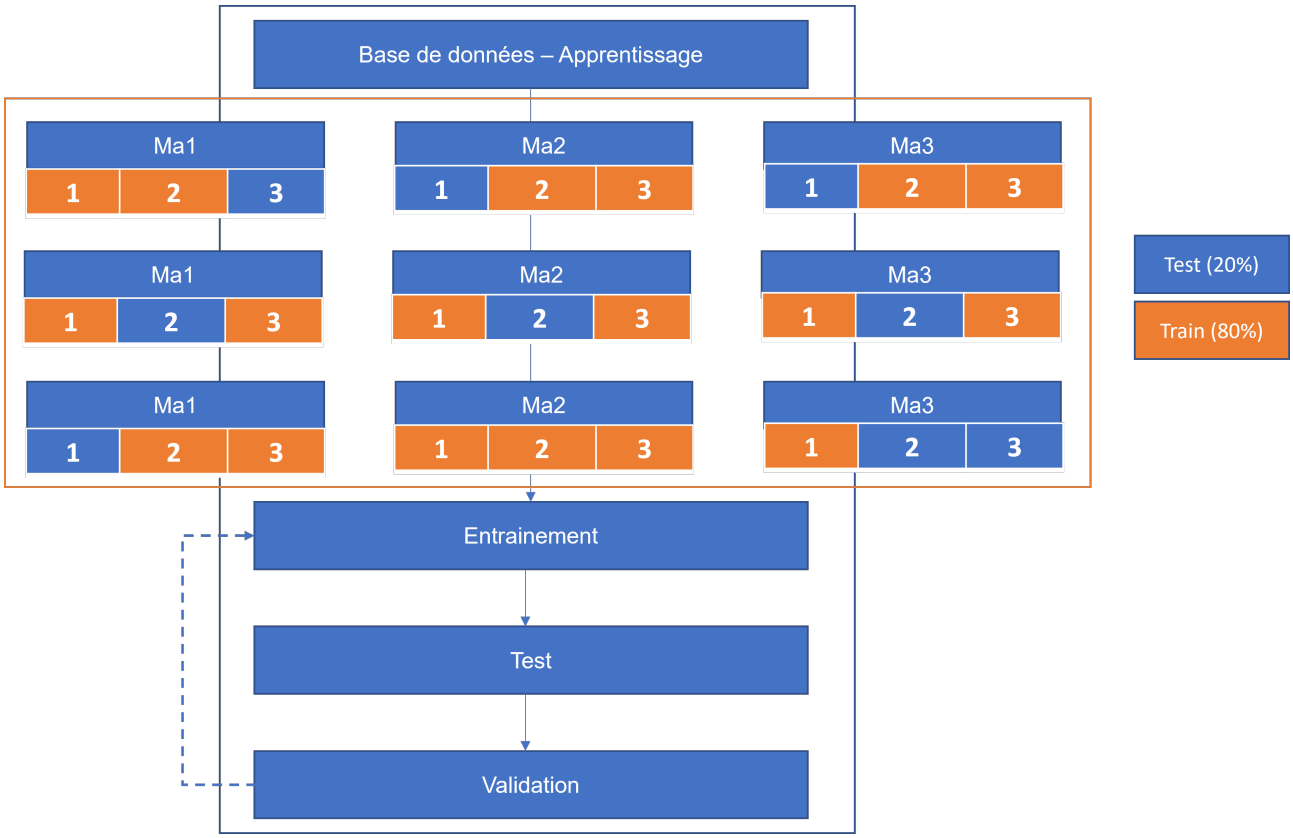


FIGURE 3.17 – Exemple de validation croisée, partitionnement aléatoirement des données de train et de test en n sous-ensemble.

3.3.4.0.1 Le perceptron

Un perceptron [114] est un neurone artificiel, c'est l'entité de base d'un réseau de neurones. Avec la valeur des entrées à gauche, le perceptron calcule une somme des valeurs d'entrées pondérées par un poids. Sur ce résultat, une fonction d'activation est appliquée. Il existe de nombreuses fonctions d'activation comme illustrées sur la figure3.18 (b). La fonction d'activation la plus couramment utilisée est l'unité linéaire redressée (ReLu) qui empêche la saturation du gradient [101]. Elle permet tout simplement de remplacer les résultats négatifs par zéro et est définie par $f(x) = max(0, x)$.

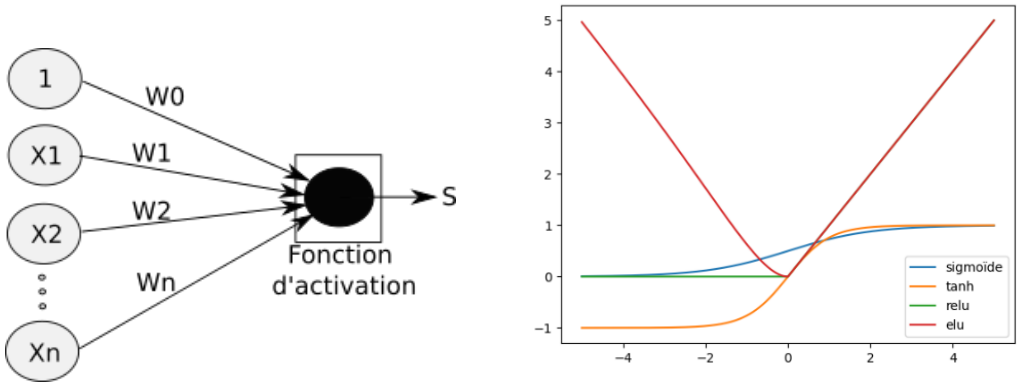


FIGURE 3.18 – (a) Architecture d'un perceptron ; (b) exemple de fonction d'activation.

La sortie d'un perceptron peut s'écrire mathématiquement $S = F(\sum Wn_i Xn_i)$. En combinant différents neurones, on obtient un réseau neurones. La valeur de sortie S peut être rattachée à une étiquette qui rentrera dans un autre neurone. On trouve la combinaison de perceptrons pour créer deux types de réseaux de neurones (La classification multi-classe et le perceptron multi-couche).

3.3.4.0.2 Classification multi-classe

Dans le cas d'un problème de classification multi-classe, l'architecture du perceptron est modifiée de sorte à n'avoir non plus 1 mais n neurones dans la couche de sortie, où n est le nombre de classes (figure 3.19). Dans ce type d'application, on utilise la fonction d'activation "softmax" (uniquement dans la dernière couche) qui permet de convertir un score de prédiction en probabilité dans un contexte de classification multi-classe [120]. Cette fonction est représentée par l'équation $F_{softmax} = exp(x)/\sum(exp(Xn))$. A noter, entre la première couche et la dernière couche avant la sortie, la fonction ReLu (Rectified Linear Unit) est appliquée. Chaque neurone d'une couche va appliquer la fonction d'activation de la couche sur les données d'entrée dans le neurone et par conséquent cette transformation sera différente selon chaque neurone car chacun possède un poids différent.

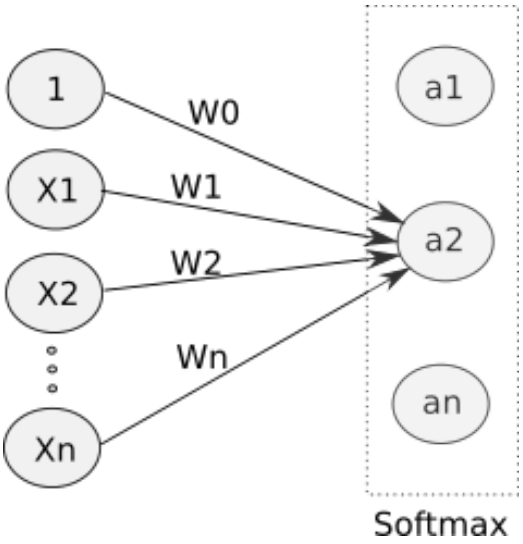


FIGURE 3.19 – Architecture d'un perceptron multi-classe.

3.3.4.0.3 Perceptron multi-couche

La capacité de modélisation du perceptron est limitée car il s'agit d'un modèle linéaire. Néanmoins, il existe le perceptron multi-couche, ou multi-layer perceptron (MLP) en anglais. Un réseau de neurones est construit en insérant des couches intermédiaires (couches cachées) entre la couche d'entrée et celle de sortie d'un perceptron (figure 3.20). Chaque neurone d'une couche intermédiaire ou de la couche de sortie reçoit en entrée les sorties des neurones de la couche précédente.

3.3.4.0.4 Réseaux de neurones convolutifs

Les réseaux de neurones convolutifs (CNN) sont largement utilisés dans la classification d'images [76]. Ils sont en général multi-couches. Une couche d'un réseau de neurones convolutifs est constituée de différentes étapes comme illustrée sur la figure 3.21.

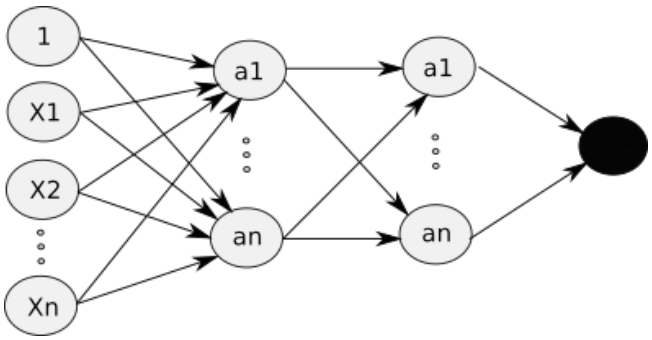


FIGURE 3.20 – Architecture d'un perceptron multi-couche.

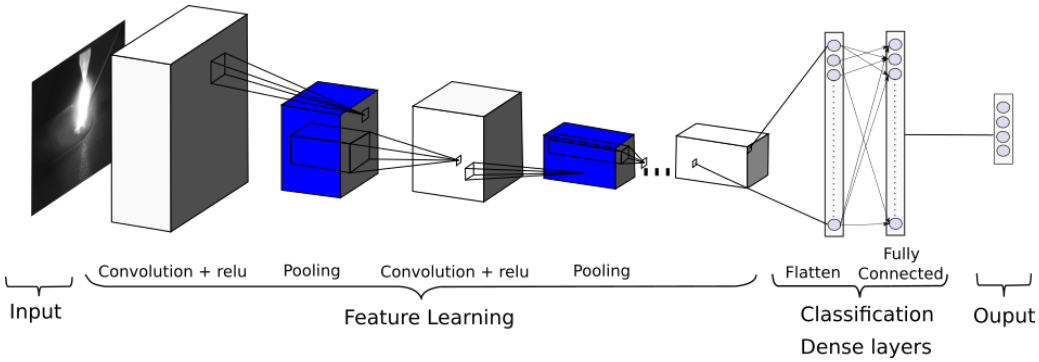


FIGURE 3.21 – Exemple d'architecture d'une réseau de neurones à convolutions.

- Une étape de convolution qui consiste à appliquer un ou plusieurs filtres (noyau) à une image. Ceci peut être représenté par un produit scalaire (somme des produits) terme à terme comme représenté sur la figure 3.23 (a) [64]. Le filtre peut être ceux utilisés en traitement d'image comme le filtre canny pour détecter les zones à gradients, les filtres gaussiens, etc. Dans la bibliothèque que l'on utilise (Keras), ces filtres sont tirés aléatoirement. Les filtres changent pendant l'apprentissage de la couche. Il sont optimisés pour reconnaître les caractéristiques qui aident le modèle à effectuer une classification correcte.
- Une fonction d'activation est utilisée. Différentes fonctions peuvent être utilisées, notamment ReLu.
- Une étape de pooling, qui consiste à appliquer une réduction de dimension. De manière générale, la réduction de l'image est réalisée en remplaçant toutes les informations sur une zone d'intérêt par une seule information. Si on choisit l'intensité maximale des pixels sur une zone comme illustrée en figure 3.23 (b), on parle de "MaxPooling", si on prend la moyenne de la zone d'intérêt, on parle d'"AveragePooling".
- Enfin, pour extraire les caractéristiques, les couches de convolutions sont empilées avant de passer dans une couche dense (entièrement connectée) qui permettra la classification de l'image. Pour ce faire, une étape appelée le Flattening est utilisée avant l'utilisation de couche de sortie comme présentée en figure 3.23 (b). Ainsi, on obtient des cartes de caractéristiques de la dernière couche convolutive qui sont vectorisées et introduites dans des couches entièrement connectées suivies de la couche de sortie avec la fonction d'activation softmax (pour la classification multi-classe).

Les couches entièrement connectées (fully connected) peuvent avoir des sur-ajustements. on peut alors utiliser la fonction Dropout qui permet de réinitialiser à zéro les poids des neurones pendant l'entraînement afin de palier le sur-ajustement. Ainsi, pour s'affranchir d'utiliser la couche de Flattening suivie de couches entièrement connectées dans un réseau CNN, on peut utiliser une autre

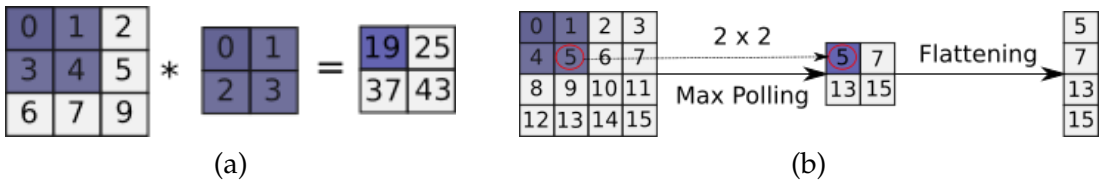


FIGURE 3.22 – (a) Exemple d'une étape de convolution, (b) exemple d'une étape de Max Pooling suivi d'une étape de flattening.

stratégie appelée la mise en commun de la moyenne globale (Global average pooling). Cette méthode prend la moyenne de chaque carte d'entités et le vecteur résultant est introduit directement dans la couche de sortie. L'un des avantages du regroupement de la moyenne globale par rapport aux couches entièrement connectées est qu'il trouve des correspondances entre les cartes de caractéristiques et les catégories.

Par exemple, la couche de Flattening prendra une matrice de n'importe quelle dimension et la transformera en un vecteur unidimensionnel tout en gardant les valeurs dans le vecteur. Par exemple, une couche de dimension (6, 6, 3) sera aplati à 6 * 6 * 3. Global Average Pooling est différent. Cette méthode applique une mise en commun moyenne sur les dimensions spatiales jusqu'à ce que chaque dimension spatiale soit égale à 1. Par exemple, une matrice (400, 400, 32) serait générée sous la forme de 1, 1, 3.

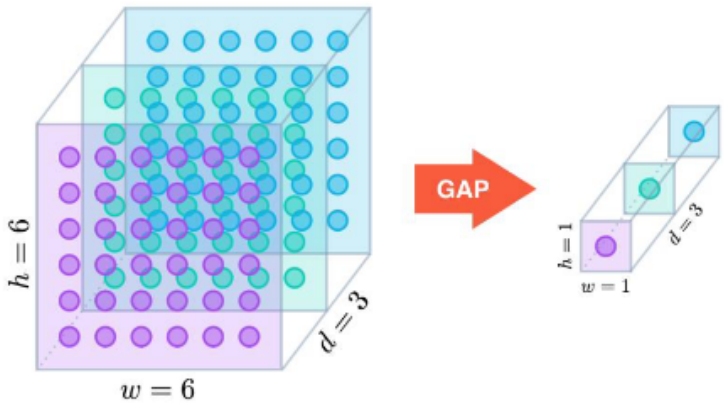


FIGURE 3.23 – mise en commun de la moyenne globale (Global Average Pooling) [121].

3.3.4.0.5 Phase d'apprentissage

Le cœur du modèle de réseau de neurones artificiels est les poids associés entre deux neurones. La phase d'apprentissage permet d'optimiser les différents poids en utilisant une fonction de perte qui mesure la précision du modèle. Le balayage du réseau avec l'ensemble des données d'entrée s'appelle une époque.

La minimisation se fait en utilisant un algorithme qui consiste à alterner, pour chaque observation, une phase de propagation qui permet de calculer les sorties de chaque neurone, et une phase de rétro-propagation pour calculer les poids. Pour la phase de minimisation, la descente de gradient stochastique avec l'optimiseur ADAM est utilisée [70]. Suivant la taille des données d'entrée, la phase de détermination des poids peut prendre du temps.

3.3.4.0.6 Caractéristiques discriminantes

Les caractéristiques discriminantes sont les parties d'une image qui permettent de dire rapidement qu'elle est l'objet que l'on est en train d'analyser. Par exemple, la détection d'une électrode en tungstène permet de signaler que l'on a faire à un procédé TIG.

Un réseau de neurones correspond à un graphe complexe avec plusieurs cheminements possibles. Il n'est pas toujours évident de savoir comment les décisions sont prises par ces modèles et il est intéressant de pouvoir évaluer quelle partie des données sert à faire le choix pour la prédiction. De ce fait, afin d'identifier les caractéristiques discriminantes, il faut interpréter la décision prise par le modèle et identifier quelle section des données d'entrée est utilisée pour prendre cette décision. L'une des exigences est de disposer d'un modèle entraîné avec une précision suffisamment élevée. La carte d'activation de classe (CAM) a été proposée pour mettre en évidence les parties d'une image qui ont le plus contribué à l'identification d'une classe donnée [154]. Un exemple est donné sur la figure 3.24. Dans cette exemple, l'algorithme tente de localiser le Terrier Australien sur l'image et de donner la caractéristique discriminante permettant de l'identifier. En effet, sur le résultat de sortie, l'algorithme met en valeur la tête du Terrier Australien. L'algorithme de classification a bien utilisé les bonnes caractéristiques de l'animal pour pouvoir le prédire.

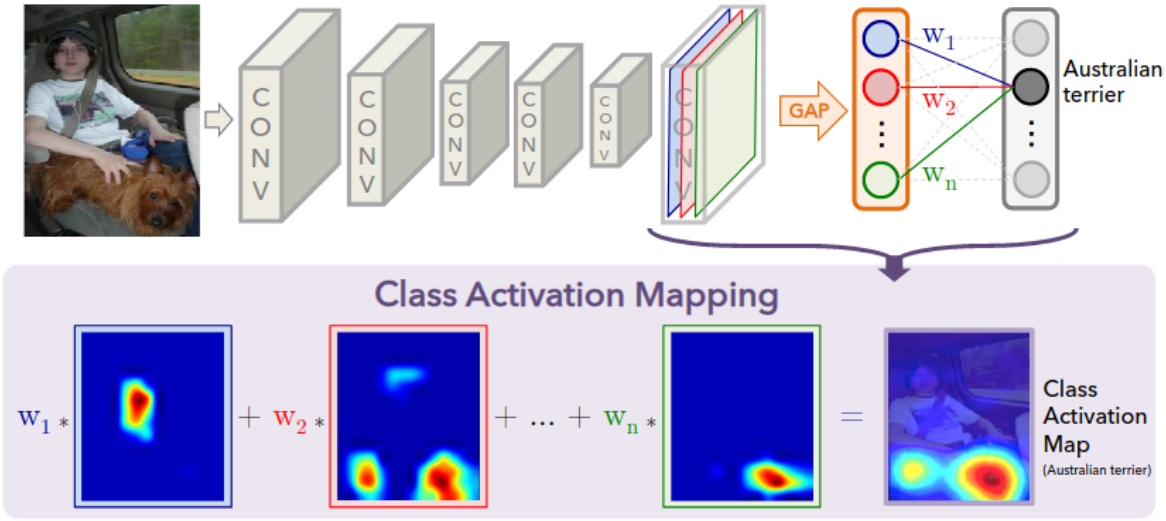


FIGURE 3.24 – Méthode Class Activation Map.

3.4 Mise en place des méthodes de contrôle : classification

Les résultats présentés dans la littérature (cf. section 1.5.2) ont montré une bonne performance à classer les différentes catégories voulues. Dans cette section, la mise en place des méthodes de contrôle sera présentée en suivant globalement les développements de la littérature :

- mise en place d'une base de données d'apprentissage,
- mise en place d'une base de données de test des différents modèles d'apprentissage avec études des performances,
- test dans une situation pour savoir si l'on est dans les conditions prévues par le descriptif d'un mode opératoire.

L'objectif de cette partie est de tester différents types d'apprentissage (apprentissage profond puis apprentissage automatique) afin d'étudier leur performance. On rappelle brièvement que le but est de savoir si l'opération se déroule avec les paramètres prévues dans le descriptif du mode opératoire. Pour cela, on va mettre en place une base de données que l'on utilisera pour entraîner les algorithmes d'intelligence artificielle. On définira finalement une expérience pour voir les performances des méthodes à prédire les conditions opératoires en cours de fabrication.

3.4.1 Structure de la base de données d'apprentissage

Une campagne d'essais est réalisée sur tôles en acier inoxydable austénitique 316L avec des dimensions de 150 mm de longueur, 50 mm de largeur et 10 mm d'épaisseur (cf. figure 3.25). Les échantillons sont soudés avec le procédé TIG avec apport de métal en acier austénitique 316L. La base de données présentée dans la section 2.3.1 a été développée de façon à entraîner des modèles d'intelligences artificielles de façon simple et rapide. Les méta-données visent à étiqueter les données observées par les paramètres procédés du descriptif du mode opératoire (cf. section 2.3.1.2). Pour respecter l'objectif recherché dans cette partie, l'apprentissage supervisé a été utilisé pour la classification des modes opératoires de soudage.

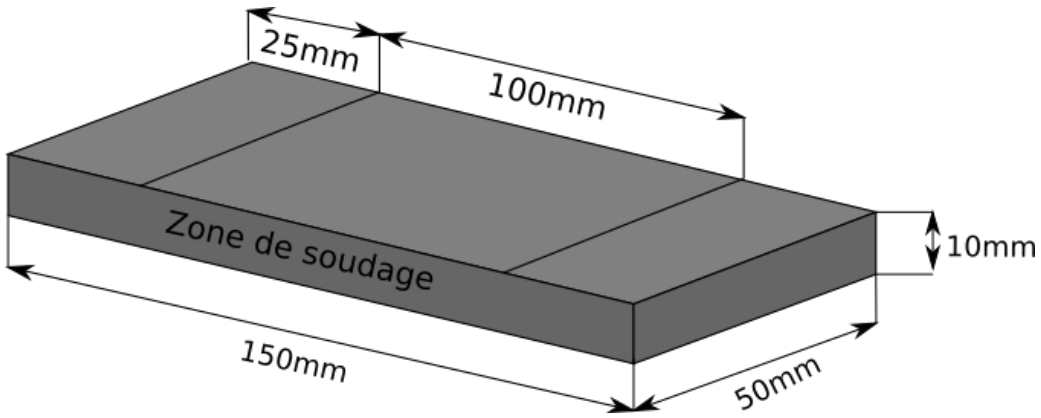


FIGURE 3.25 – Présentation de la maquette, géométrie de la plaque soudée ainsi que la représentation de la zone de soudage.

Les algorithmes d'apprentissage supervisés (cf. section 3.3.2) ont besoin d'une base de données d'entraînement et de test pour valider la performance du modèle choisi. De ce fait, trois modes opératoires (non-défectueux) avec des courants différents vont être réalisés. Les paramètres procédés sont illustrés sur le tableau 3.6. Au cours des essais, on réalise les acquisitions similaires à ceux réalisés dans le début du chapitre : signaux électriques et images. La base de données d'apprentissage pour la première approche est construite à partir des images brutes acquises par les caméras. Ces images sont dimensionnées par la taille des images (724x524 pixels) avant d'alimenter le modèle d'apprentissage profond. En revanche, pour la deuxième approche, la base de données est construite à partir des caractéristiques géométriques du contour du bain de fusion. La taille d'entrée de ces caractéristiques géométriques dans le modèle de classification est réduit considérablement en passant d'une matrice (724x524) à un vecteur (10,1) (Nombre de caractéristiques, voir le tableau 3.7).

Pour cette première phase de test, l'ensemble des données d'observation est pris dans la zone quasi-stationnaire du bain de fusion. Ainsi, le nombre d'image en entrée est présentée dans le tableau 3.6. On peut remarquer que le nombre d'images est différent entre les opérations. Cette différence est due à la modification de la vitesse d'avance et aux paramètres caméras (temps d'acquisition : 50 Hz), d'exposition, etc., (cf. section 2.4.7.2) qui sont gardés constants. Deux caméras sont utilisés pour l'observation de la dynamique du bain (cf. section 2.4.7.2). Pour cette étude, seules les données issues de

la caméra supérieure sont utilisées. L'étude sur la caméra latérale a donné des résultats similaires. Enfin, pour faciliter la lecture et la représentation de chaque catégorie présente dans la base de données, un acronyme et la valeur du courant programmé ont été utilisés. Par exemple, pour le premier mode opératoire, soudé avec un courant de 130 A, la désignation du label dans l'apprentissage supervisé sera FLT1_130A (Fusion Line TIG campagne numéro 1 : soudé avec 130 A).

Exp	Intensité (A)	Tension (V)	Vs (m/min)	E (J/mm)	Vf (m/min)	Débit gaz de protection (L/min)	Nr d'images
FLT1-130A	130	11,8	0,13	708	2,6	13,0	1700
FLT1-150A	150	11,8	0,15	708	3,0	13,0	1500
FLT1-170A	170	11,8	0,17	708	3,4	13,0	1300

TABLE 3.6 – Paramètres de soudage TIG utilisés pour la base de données d'apprentissage des modèles ; FLT1 : Fusion Line TIG campagne numéro 1.

Comme l'intégrité de l'assemblage est liée à la géométrie du cordon, on va développer les algorithmes à partir de l'analyse des images du bain liquide. On commencera par la méthode la plus développée dans la littérature : l'apprentissage profond (cf. figure 3.26 (b)) puis on regardera comment utiliser efficacement les images traitées pour de l'apprentissage automatique (cf. figure 3.26 (a)).

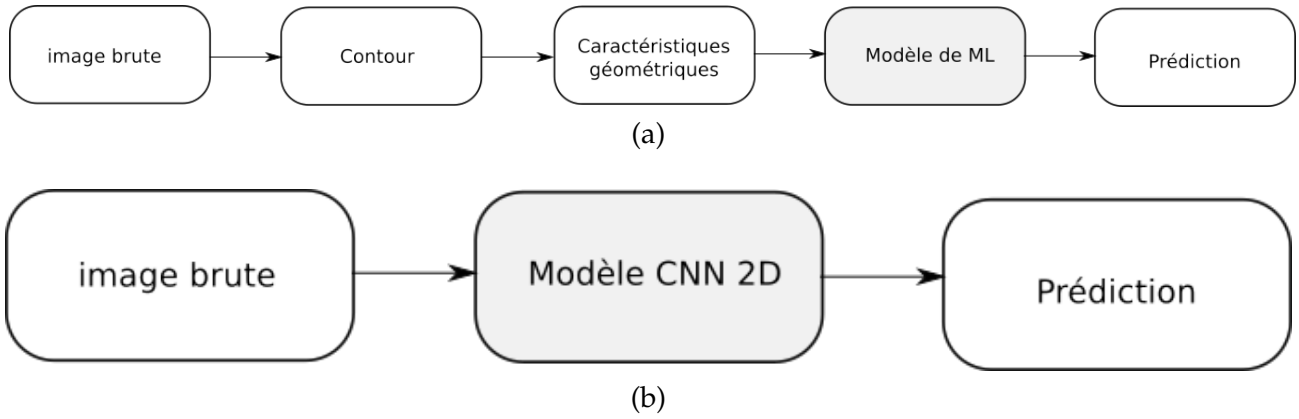


FIGURE 3.26 – Processus de traitement des images brutes à la prédiction du modèle utilisé ; (a) apprentissage automatique (ML), (b) apprentissage profond (DL).

3.4.1.1 Mise en place de l'apprentissage profond

Le modèle d'apprentissage profond utilisé est un réseau de neurones convolutifs. Les différentes sources de données pour l'entraînement du modèle CNN sont présentées sur la figure 3.27. Les sources de données en entrée du modèle sont les images du bain acquise par la caméra supérieure avec une dimension de 721 x 524 pixels. Sur les images, différentes informations sont présentes et peuvent aussi avoir un intérêt pour le modèle : l'électrode en tungstène, le rayonnement de l'arc et une partie du cordon solidifié. Le modèle va donc prendre les images brutes comme entrée (qui sont étiquetées par leur courant de soudage respectif) et va tenter de déterminer un label (une valeur du courant) à cette image. Les données sont séparées en une base d'apprentissage et une base de validation. La taille des échantillons est présentée sur la figure 3.27. Enfin, afin d'équilibrer les classes, on utilise la fonction imbalanced dataset qui gère les déséquilibrages.

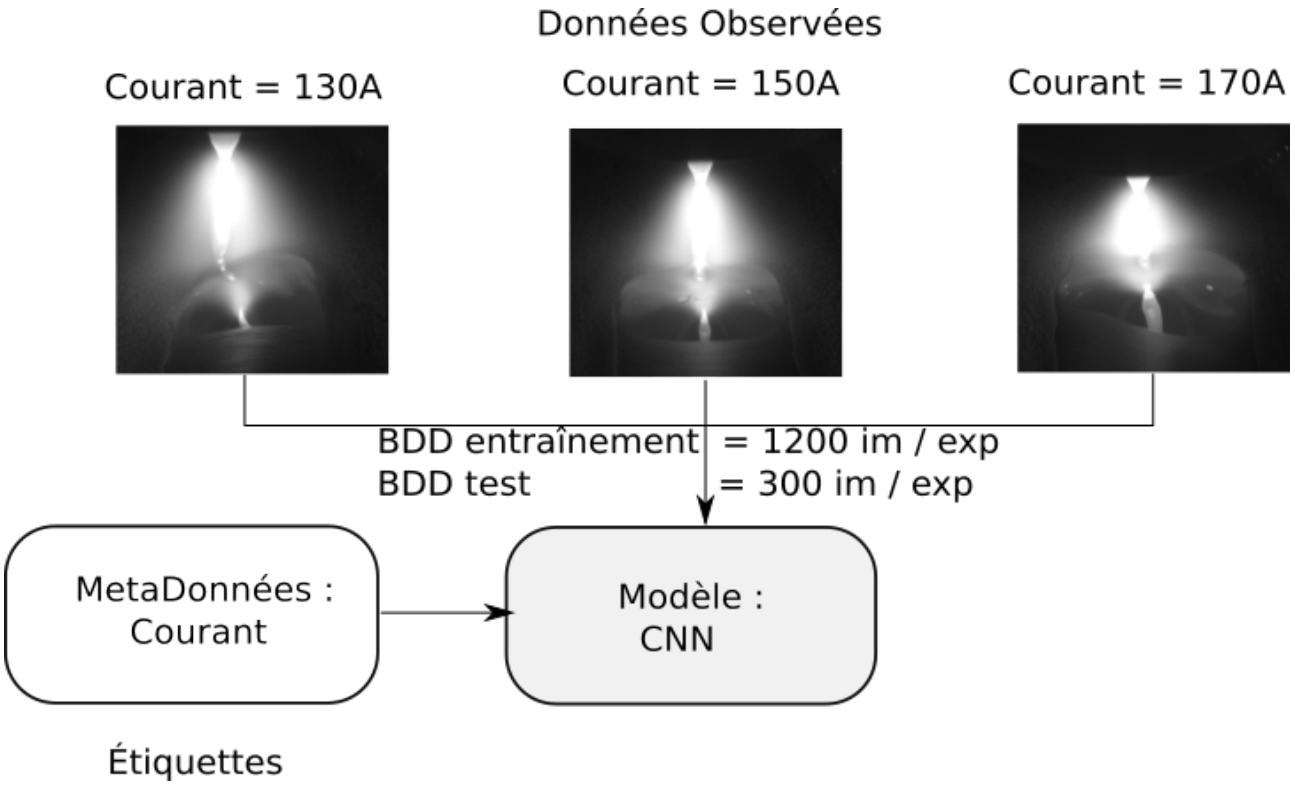


FIGURE 3.27 – Données utilisées pour l'entraînement du modèle CNN.

La structure du réseau de neurones convolutifs s'articule comme présenté sur la figure 3.28. D'une part, les images brutes sont redimensionnées à une dimension de 400 x 400 pixels afin de réduire la taille d'entrée des images. Cette première étape permet de réduire les temps d'apprentissage [10,11]. Il a été montré dans la littérature qu'une étape de convolution avec 64 filtres avec la fonction ReLu est appliquée, suivi d'une étape de Maxpooling de dimension (2x2). Ce processus est répété une autre fois, mais avec 32 filtres dans la couche de convolution. Pour notre cas, parmi toutes les architectures testées, c'est celle-ci qui donne également les meilleurs résultats. Pour finir, une couche (GlobalAveragePooling2D) est appliquée avant la dernière couche Dense (sortie du réseau). La sortie du réseau neuronal est la décision sur quelle catégorie l'image d'entrée appartient (FLT1_130A, FLT1_150A, FLT1_170A).

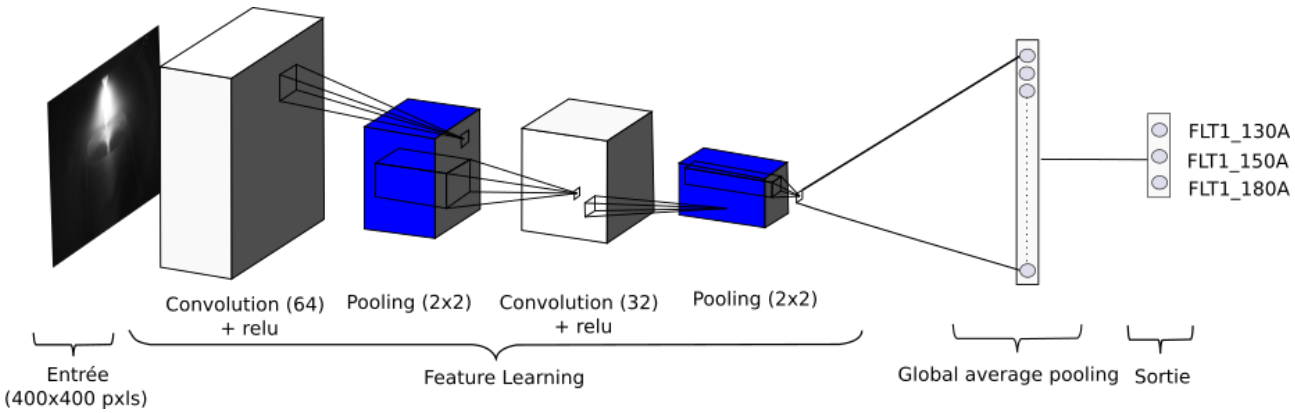


FIGURE 3.28 – Structure du modèle de classification par CNN.

Pour mesurer la performance du modèle, la précision (cf. équation 3.4) est utilisée.

$$Prec = \frac{TP + TN}{P + N} \tag{3.4}$$

dans laquelle TP et TN correspondent aux étiquettes détectées positives et négatives par le réseau et $P + N$ correspond au nombre total de positifs et négatifs dans la base de données. On peut également définir la fonction perte :

$$Err = Predit - Valeur \tag{3.5}$$

Où *Predit* est la prédiction que l'on compare à la valeur *Valeur*. Le résultat de cet algorithme montre une précision sur la base de données de test de 99,8%, ce qui devrait être acceptable pour le cas d'étude. Les métriques de précision (cf. équation 3.4) et de perte (Categorical crossentropy) sont également tracées pour voir comment le modèle fonctionne sur les données de validation. Sur la figure 3.29 est représenté le résultat de la précision des données d'entraînement et des données de validation, ainsi que leur pertes. Comme le montre la figure 3.29, la précision augmente rapidement au cours des dix premières époques, ce qui indique que le réseau apprend rapidement. Ensuite, la courbe atteint un maximum et reste constante jusqu'à la 50 ème. Ce résultat signifie que le modèle peut être entraîné avec moins d'époques pour obtenir une bonne performance. La perte sur l'ensemble d'apprentissage et de validation diminue au même rythme. Cela signifie que notre modèle se généralise bien aux données non présentes dans la phase d'apprentissage.

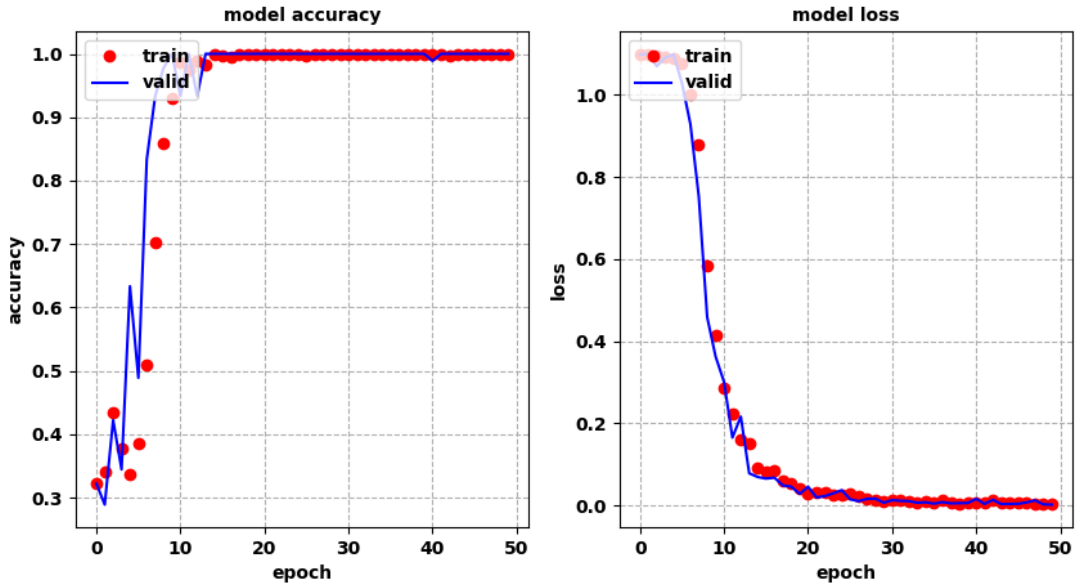


FIGURE 3.29 – Évolution de la précision et des pertes pendant la phase d'entraînement et de validation.

3.4.1.1.1 Analyse des images issues de convolution en sortie de couche

La mise en œuvre des réseaux de neurones à convolution fait intervenir des filtres sur les images sur plusieurs couches. La figure 3.30 illustre un exemple de la de couche numéro 1 de convolution. Dans cet exemple, une image avec un courant de 150 A est utilisée (FLT1_150A). Les 8 premiers filtres sont présentés sur les 64. On peut remarquer que les 4 premiers filtres gardent les mêmes informations que sur l'image brute (cf. figure 3.27) mais avec un flou plus ou moins marqué. En revanche

pour les filtres 5, 6 et 8 une perte d'informations sur la partie liquide est présente. Ces filtres permettent alors d'extraire les parties liées à l'extrémité du cordon solidifié et à l'électrode en tungstène ainsi que son rayonnement sur la surface du bain liquide. On peut remarquer également que l'ensemble de l'image a été traitée par le filtre de la couche de convolution. On a utilisé le paramètre kernel-size avec une matrice 3x3 et un espacement (padding) de 1. C'est à dire, qu'une matrice (3x3) s'est déplacée sur toute l'image afin de traiter l'ensemble des pixels.

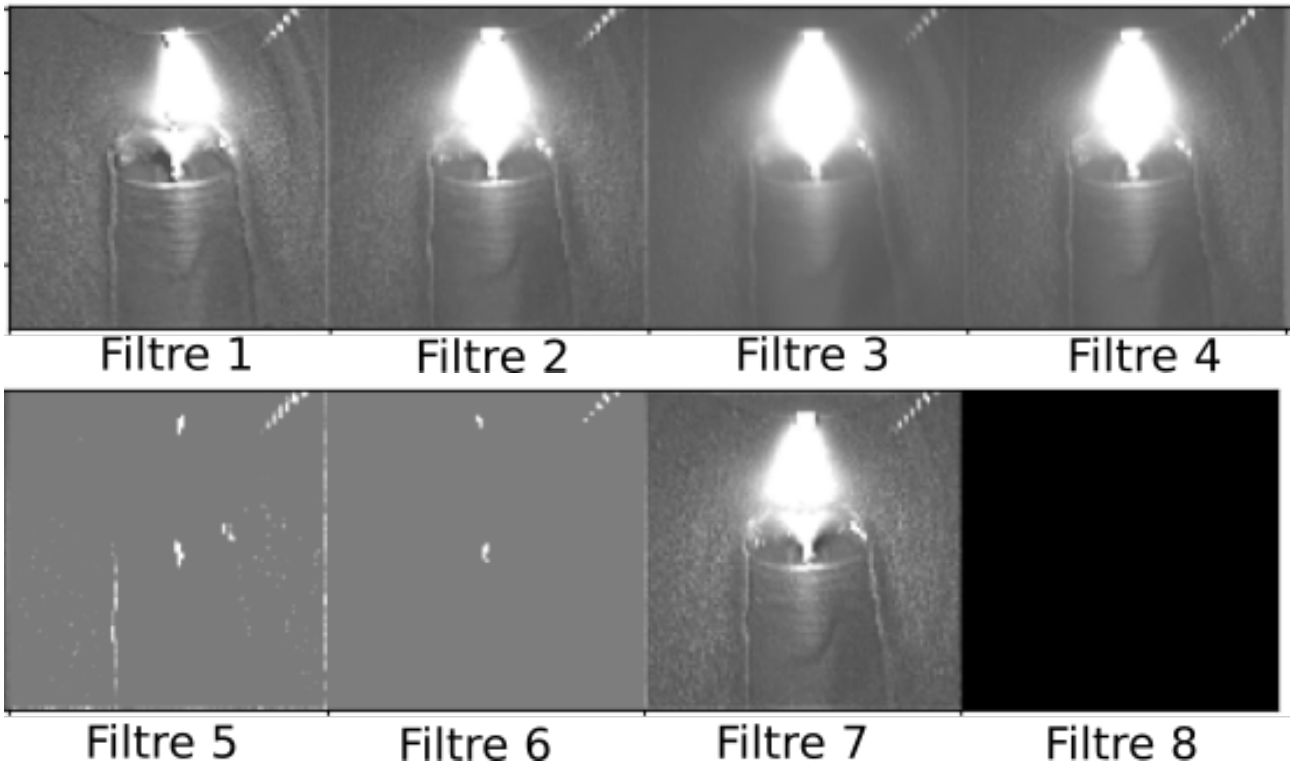


FIGURE 3.30 – Sortie de la première couche convolutionnelle pour un courant de 150 A. Présentation des 8 premiers filtres.

3.4.1.1.2 Analyse des caractéristiques discriminantes du modèle

On s'intéresse maintenant aux caractéristiques qui ont permis aux réseaux de déterminer l'étiquette correspondante. La méthode Class Activation Map peut indiquer quelle région d'une image est la plus importante pour la classer. On peut remarquer sur la figure 3.31 que le modèle prend le rayonnement de l'arc comme zone d'intérêt et non le bain de fusion. En effet, plus le courant de soudage augmente plus le rayonnement de l'arc impactera le résultat de l'image obtenue par la caméra (cf. section 2.2.3). Cela permet de classifier, mais le lien entre le comportement de l'arc et l'intégrité du cordon n'est pas évident.

3.4.1.2 Mise en place de l'apprentissage automatique

La deuxième approche de classification est présentée dans cette partie. Quatre modèles d'apprentissage automatique (KNN (cf. section 3.3.3.0.1), Arbre de décision (cf. section 3.3.3.0.2), Forêt Aléatoire (cf. section 3.3.3.0.3) et CNN1D (cf. section 3.3.3.0.1)) seront mis en place afin de tester leur robustesse. Il est à noter que le CNN1D correspond à un réseau de neurones à convolution pour lesquels les données d'entrées sont les mêmes que les autres algorithmes. Les données d'entrée pour ces modèles sont illustrées en figure 3.32. Dans cette étude, les caractéristiques géométriques du contour

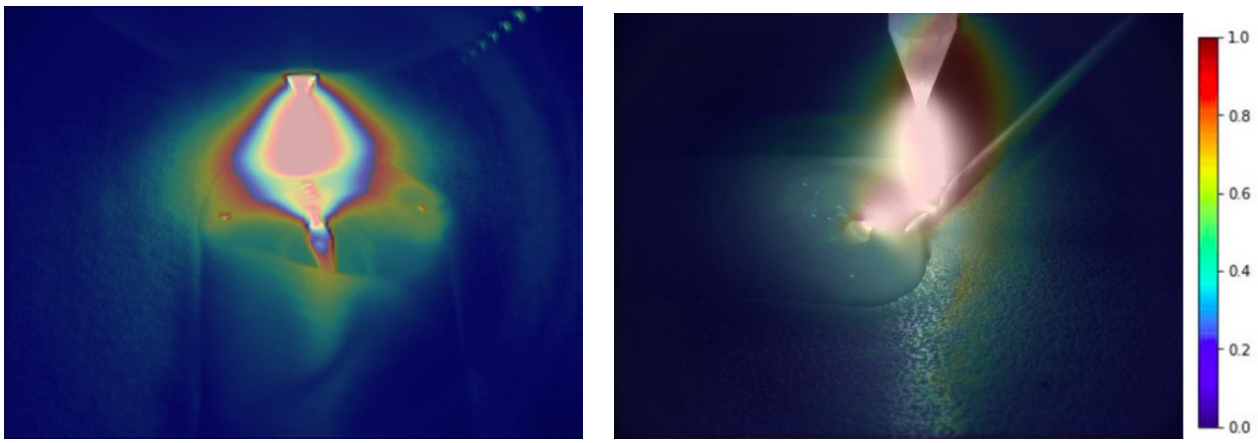


FIGURE 3.31 – Résultat de la méthode Class Activation Map dans notre étude. (a) image du champ supérieur, (b) image du champ latéral.

du bain de fusion (cf. section 2.5.1.3) sont utilisées pour l'entraînement des modèles. Le modèle va tenter de prédire le courant programmé pour les images. En comparaison avec la méthode proposée précédemment, les images brutes ont été remplacées par les caractéristiques géométriques du bain de fusion. Cela permet dans un premier temps, une réduction de la taille de la base de données. Dans un second temps, une amélioration des temps de traitement de l'algorithme dans ses différentes phases d'apprentissage. Pour chaque modèle, les données sont séparées en une base d'apprentissage et une base de validation. La taille des échantillons est présentée sur la figure 3.32. On peut observer que le nombre d'échantillons par classe est plus faible que pour le modèle CNN. Cela vient de la non-détection de contour du à l'algorithme (cf. section 2.5.1.4).

Pour rappel, on utilise les données observées X (ici les caractéristiques géométriques du contour) qui sont illustrées en figure 3.33 et une variable de sortie (Y) que l'on essaie de prédire comme présenté en tableau 3.7. Les contours ont leurs nombres de points qui peuvent fluctuer. Il a été choisi alors de réduire les contours géométriques à certaines caractéristiques. La figure 3.33 présente les différentes caractéristiques qui sont représentées dans la base données d'apprentissage, telles que l'aire, les centres de gravité, la boîte englobante, etc (cf. section 2.5.1.3). Chaque nuage de points de même couleur fait partie d'une même classe. Il est intéressant de voir que pour une classe différente, les nuages de points sont relativement séparables en fonction de la caractéristique.

Données observées	Variable à prédire
Distance Xmin - Position tungstène Distance Xmax - Position tungstène Longueur du bain de soudage Largeur du bain de soudage Aire dissymétrique gauche Aire dissymétrique droite Centroide X Centroide Y Périmètre Aire	Courant, FLT1_130A, FLT1_150A, FLT1_170A,

TABLE 3.7 – Caractéristiques géométriques pour l'apprentissage des algorithmes de ML et variable à prédire.

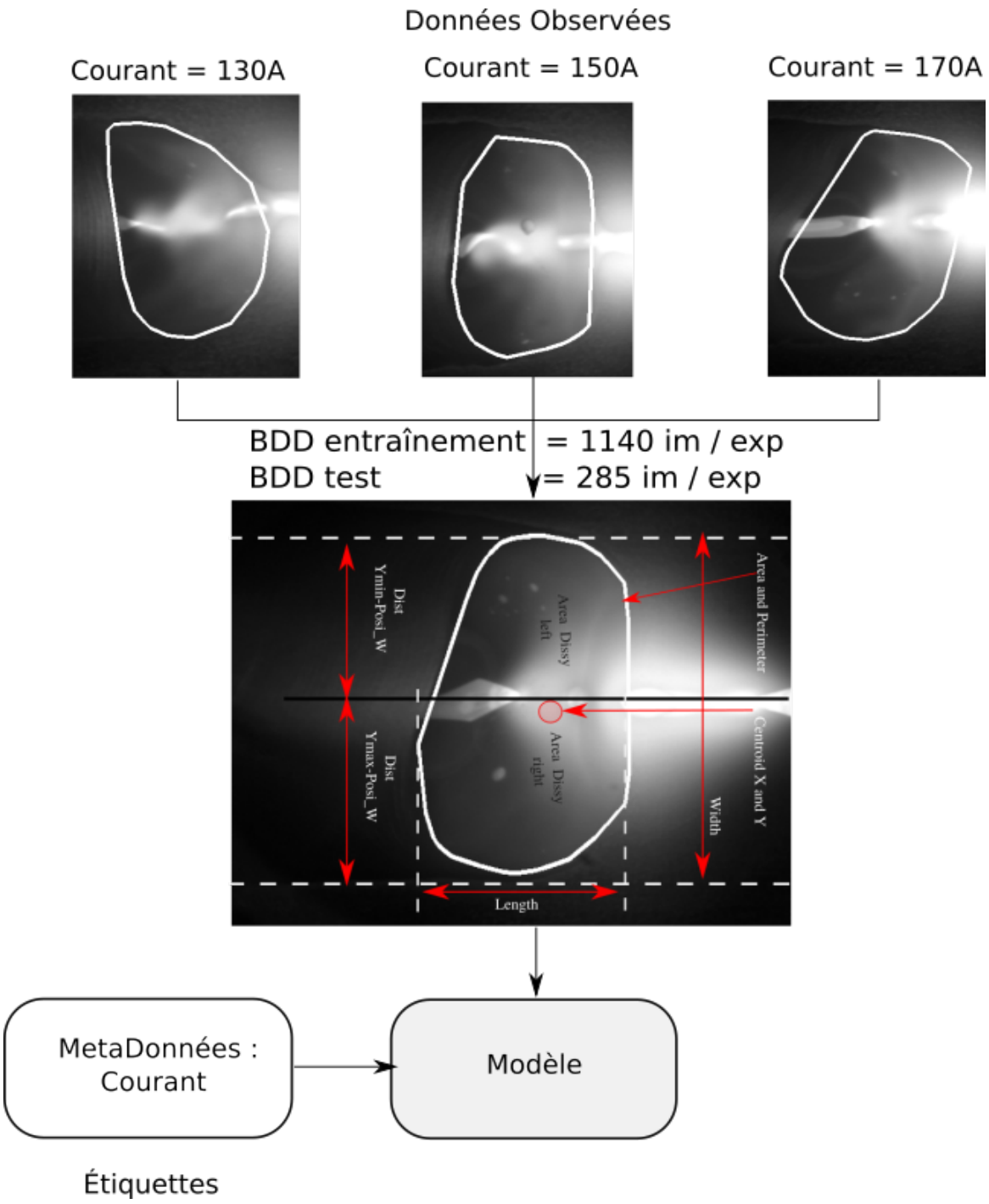


FIGURE 3.32 – Données d'entrée pour l'entraînement des modèles ML.

Les résultats des précisions sur la base de données de tests sont rapportés dans le tableau 3.8 ainsi que les hyper-paramètres pour chaque modèle trouvé à partir de la grille exhaustive (cf. section 3.3.3.0.4).

3.4.2 Comparaison des temps de calcul

Les temps de calculs lors des différentes phases d'apprentissage et de test pour les modèles utilisés sont comparés dans cette partie. Il est particulièrement intéressant d'étudier le temps pour apprécier la capacité de l'algorithme a être embarqué au cours de la fabrication. Dans le tableau 3.9 sont présentés les temps de calculs d'apprentissage de chaque algorithme. Les modèles alimentés

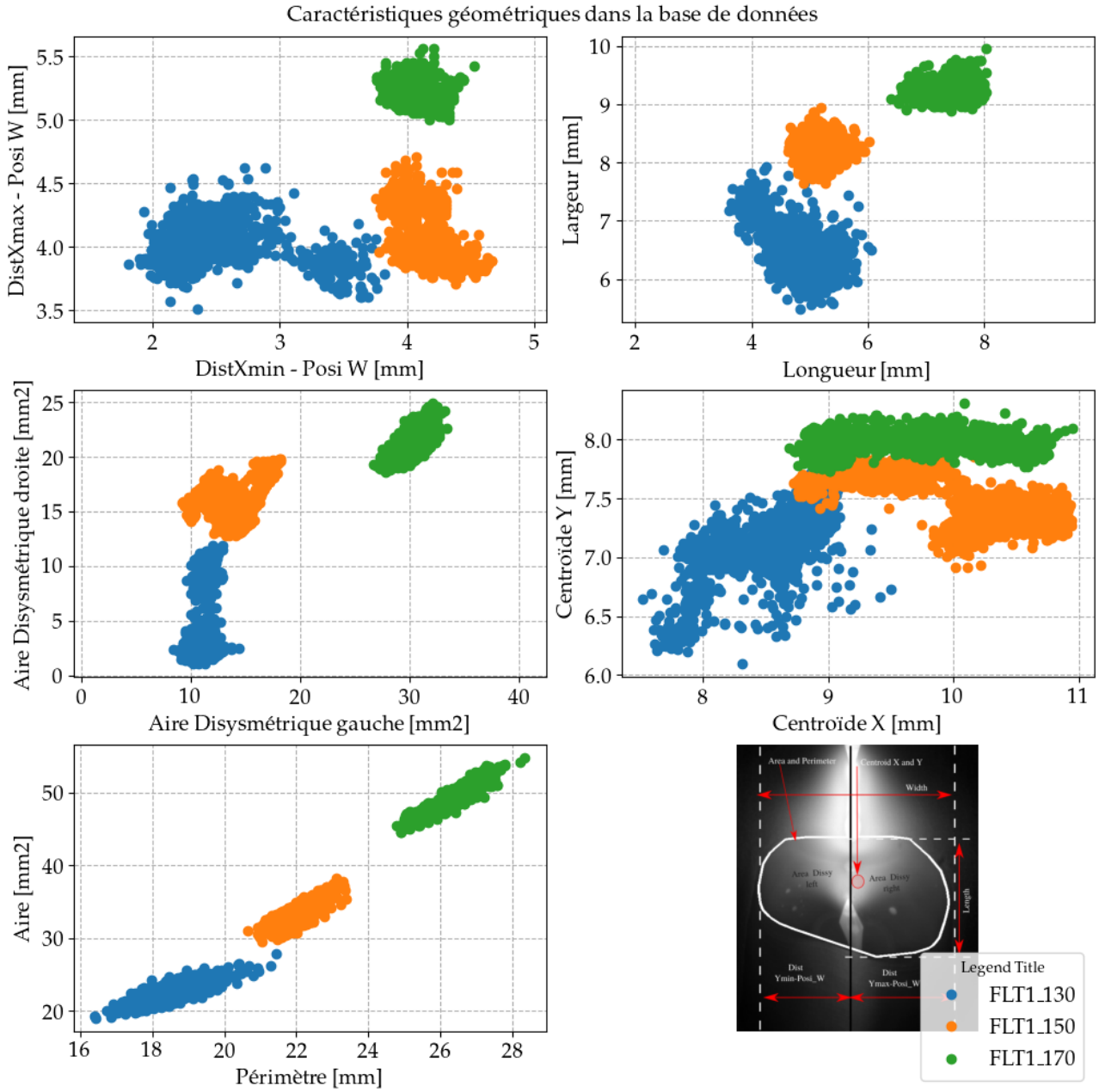


FIGURE 3.33 – Présentation des caractéristiques géométriques alimentant le modèle de ML

par les caractéristiques géométriques du bain de fusion présentent des temps d'apprentissage bien inférieurs au modèle de CNN. La différence de temps vient de la dimension des données d'entrées. Pour le modèle CNN 2D, la donnée d'entrée est une matrice de taille 724x524. Pour les modèles d'apprentissage automatique, la donnée d'entrée est un vecteur 10 x 1. Par ailleurs, sur l'analyse des courbes de prédictions et de pertes pour le modèle CNN 2D, il s'est avéré qu'avec moins d'époque, l'algorithme aurait pu avoir une bonne précision. Le temps d'apprentissage aurait été diminué considérablement. En revanche, pour le modèle CNN 1D, le temps d'apprentissage est nettement inférieur en raison des données d'entrée de tailles plus faibles (vecteur 10x1). Le temps d'apprentissage reste tout de même supérieur au modèle d'apprentissage automatique mais cela vient du fait du nombre de couches (2 couches). Dans ce type de modèle, plus le nombre de couches est grand, plus le temps est important pour l'apprentissage. Enfin, les temps de traitement pour la validation croisée et le choix des hyper-paramètres (GridSearchCV) restent raisonnables mais ont des différences entre les

Modèle	Hyper-paramètres	Précision
KNN	k-voisins = 5 poids = "uniform" métrique = "manhattan"	99.9%
DT	profondeur = 5 nœuds feuille = 5 max criterion = "gini"	100%
RF	criterion = "gini" profondeur max = 5 nœuds feuille max =5 n estimateurs = 10	99.8%
CNN1D	Précision (cf. équation 3.4) Perte = categorical cossentropy	99.9%

TABLE 3.8 – Tableau récapitulatif des hyper-paramètres par modèle trouvés à partir de GridSearchCV. Précision sur la base de données de test pour chaque modèles.

modèles. Ceci peut venir du fait du nombre d'hyper-paramètres à tester. Par exemple, le modèle de forêt aléatoire présente bien plus d'hyper-paramètres que le modèle d'arbre de décision ou KNN. Toutefois, il est important de noter que l'apprentissage des algorithmes se fait en amont de l'opération de soudage.

Les différents temps lors de l'apprentissage			
Modèle	Validation croisée et hyper-paramètres	Temps d'apprentissage	Total
CNN 2D		1920s	1920s
KNN	4.17s	0.22s	4.39s
DT	2.35s	0.15s	2.4 s
RF	6.74s	0.28s	7.02 s
CNN 1D		14.6s	14.6 s

TABLE 3.9 – Temps de calcul des modèles utilisés lors de leur apprentissage.

3.4.3 Phase de prédiction des modèles

3.4.3.1 Essais complémentaires

Une fois que l'on a quantifié les performances du modèle, l'objectif maintenant est d'estimer la robustesse du modèle d'apprentissage sur de nouvelles données qui n'ont pas été utilisées pour former le modèle. De ce fait, les modes opératoires de soudage sont présentés pour tester la capacité du modèle à prédire un changement des conditions opératoires que ce soit au niveau des paramètres procédés ou que ce soit dû à une modification géométrique au niveau du substrat comme une modification de l'épaisseur du métal de base en face supérieure (cf.figure 3.34). Deux géométries sont alors définies pour étudier ces modifications qui serviront chacune à un type d'essai (essai 1 et essai 2).

Sur la figure 3.34 (a), la géométrie du coupon de soudage pour l'expérience 1 est présentée. Plusieurs zones sont définies. Dans chaque zone, on changera les paramètres procédés. L'acquisition des mesures (procédés, caméras) au cours des essais est identique à celle de la section 2.4.4. La période entre deux images est de 0.02 s. La maquette finie est représentée en figure 3.34 (c). Dans la zone de

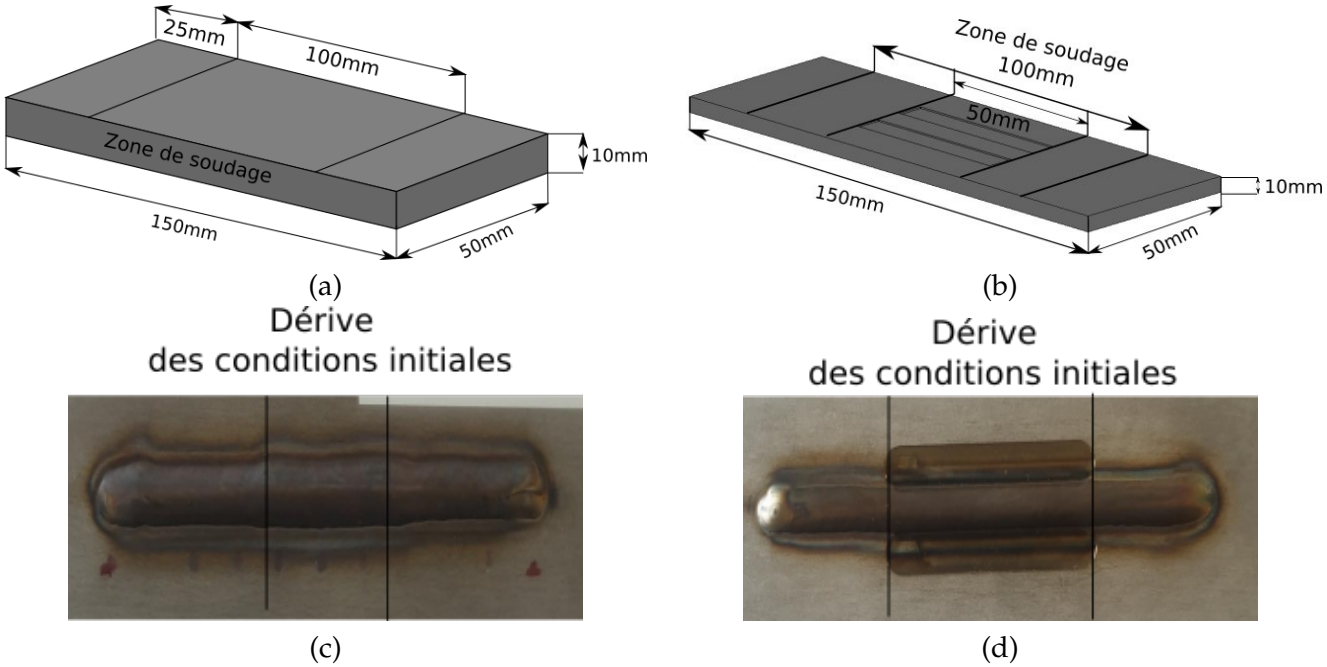


FIGURE 3.34 – Géométrie du métal de base pour les deux expérimentations, (a) géométrie expérimentation avec changement de paramètres, (b) géométrie avec présence de rainure en face endroit, (c) maquette finie pour la variation des paramètres procédés, (d) maquette finie pour la modification de l'épaisseur du métal de base.

changement de paramètres, on peut observer une variation de la largeur du cordon. Cette expérimentation a été conçue pour que, sur une même opération, deux classes présentes dans la base de données d'apprentissage soient utilisées.

La géométrie pour l'essai 2 est présentée sur la figure 3.34 (b) et le cordon solidifié est illustré en figure 3.34 (d). Cette maquette permettra d'analyser un cas où la variation de géométrie entraînera une modification légère du pompage thermique qui devrait altérer la géométrie du cordon. On peut penser que le passage au niveau des rainures entraînera un élargissement du bain conformément au pré-dimensionnement réalisé par un calcul par éléments finis.

On va tenter de prédire l'étiquette associée à l'intensité programmée dans le DMOS sur les deux maquettes. Pour finir, les paramètres opératoires choisis sont rappelés dans le tableau 3.10.

Ma	Intensité (A)	Tension (V)	Vs (m/min)	E (J/mm)	Vf rate (m/min)	Gaz (L/min)
1	150 –> 170	11.8	0.15 –> 0.17	708	3.0 –> 3.4	13.0
2	150	11.8	0.15	708	3.0	13.0

TABLE 3.10 – Paramètres procédé TIG utilisés lors des essais avec les maquettes 1 et 2 pour tester la capacité des modèles (ML et DL) à prédire une dérive des conditions opératoire.

Pour l'essai 1, le passage d'une zone à l'autre se fait pour deux intensités différentes mais la vitesse a également été modifiée pour garder la même énergie linéique. La vitesse fil a alors été modifiée pour avoir la même quantité de matière déposée par unité de longueur. Néanmoins, la modification d'intensité va modifier la distribution de chaleur à l'intérieur du bain qui jouera alors sur la forme du cordon.

La figure 3.35 présente la structure et les étapes à effectuer pour la prédiction d'une donnée observée ou d'un ensemble de données observées (image, caractéristiques géométriques). Le modèle utilisé va prédire un label (sortie) à partir des données observées (entrée). Chaque modèle est stocké avec ses hyper-paramètres, nombre de couches etc., une fois qu'il a été entraîné et validé. Ainsi, le modèle utilise ses données d'entraînement afin de prédire le courant programmé de la donnée d'observation : FLT1_130, FLT1_150, FLT1_170.

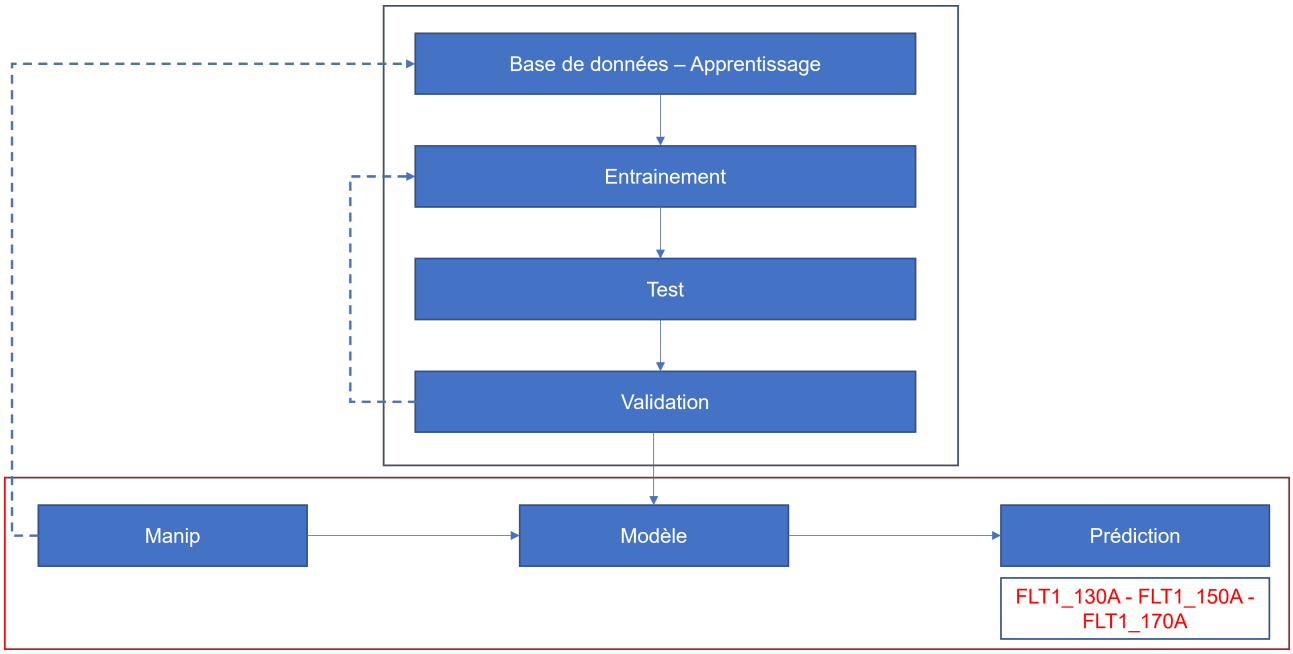


FIGURE 3.35 – Structure de prédiction pour un modèle de DL ou ML.

3.4.3.2 Classification avec un algorithme d'apprentissage profond

Dans cette section, les données d'entrées dans le modèle CNN sont les images brutes afin de prédire les différents modes opératoires (classes) : FLT1_130, FLT1_150, FLT1_170.

3.4.3.2.1 Modification des paramètres de soudage

L'objectif est que l'algorithme arrive à identifier la variation de paramètres au cours de l'essai 1. Le résultat de classification est présenté sur la figure 3.36. Les résultats donne l'étiquette que prédit l'algorithme au cours du temps. La mesure d'intensité est également présentée sur le même graphe pour localiser la variation des paramètres procédés et s'assurer de la robustesse de l'algorithme.

Le modèle utilisé a réussi à classer la variation des conditions initiales avec la bonne étiquette sur le champ de vision supérieur comme le montre la figure 3.36 et est parfaitement synchronisé avec la mesure in-situ du courant. Le résultat du modèle est très prometteur pour la classification d'une modification des paramètres opératoires. Le champ de vision latéral a présenté des résultats similaires de classification.

3.4.3.2.2 Modification de la géométrie du métal de base

Le même algorithme avec la même base de données va être utilisé sur l'essai 2. Le résultat de

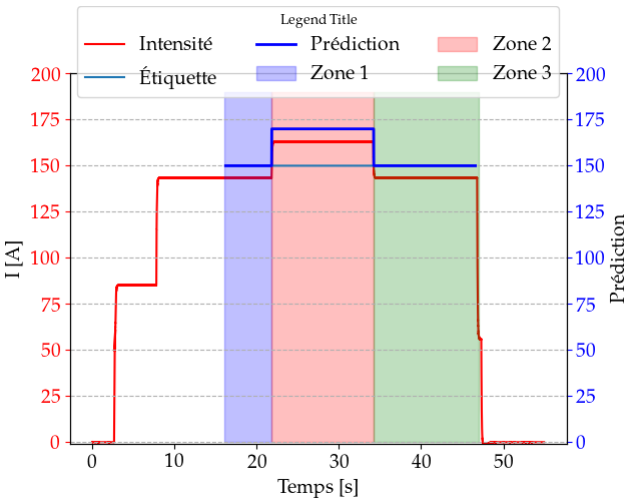


FIGURE 3.36 – Résultats de classification du DMOS à partir du modèle de DL développé pour un changement de paramètre, résultat pour le champ de vision supérieur.

classification est présenté sur la figure 3.37.

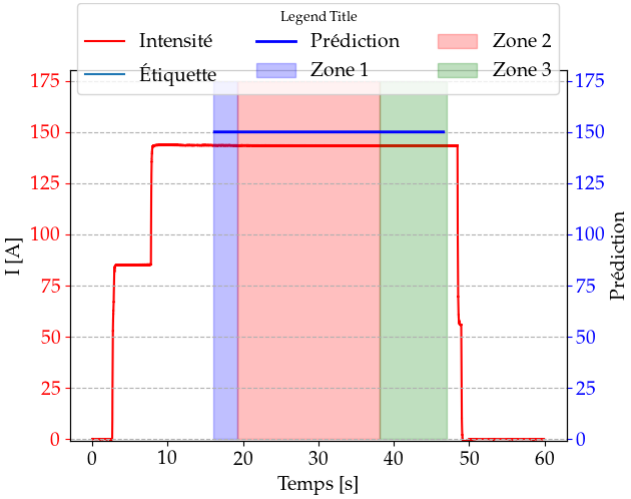


FIGURE 3.37 – Résultats de classification du DMOS à partir du modèle d'apprentissage profond développé pour une modification de l'épaisseur du métal de base

Le modèle CNN 2D a détecté aucune variation des conditions initiales lors de cet essai. Dans la section 3.4.1.1.2, il est montré que la zone d'intérêt choisie par l'algorithme CNN est le rayonnement de l'arc. C'est pourquoi, dans la première expérience, l'algorithme a parfaitement réussi à classer les conditions opératoires. En revanche, dans cette expérience, aucune variation des paramètres opératoires n'est effectuée et seulement la dynamique du bain est affectée par la rainure en face supérieure. Un exemple sur les champs de vision est présenté afin de montrer que pour les deux champs de vision, le modèle prend bien en compte le rayonnement de l'arc mais il n'arrive pas à détecter une dérive des conditions opératoires. Le recours à une autre méthode est nécessaire et sera introduit dans la section suivante.

3.4.3.3 Classification par apprentissage automatique et caractéristiques du contour du bain

Cette partie se concentre sur l'étude des résultats de prédiction avec l'apprentissage automatique avec quatre modèles précédemment étudiés : KNN, Arbre de décision, Forêt aléactoire et CNN 1D. Trois caractéristiques géométriques vont être représentées au cours du temps (l'aire, la largeur et la longueur du bain de fusion) pour l'analyse des résultats pour simplifier l'affichage. Les données d'entrée dans les modèles choisis sont toutes les caractéristiques géométriques issues du traitement d'images pour extraire le contour du bain de fusion (cf. section 2.5.1.3).

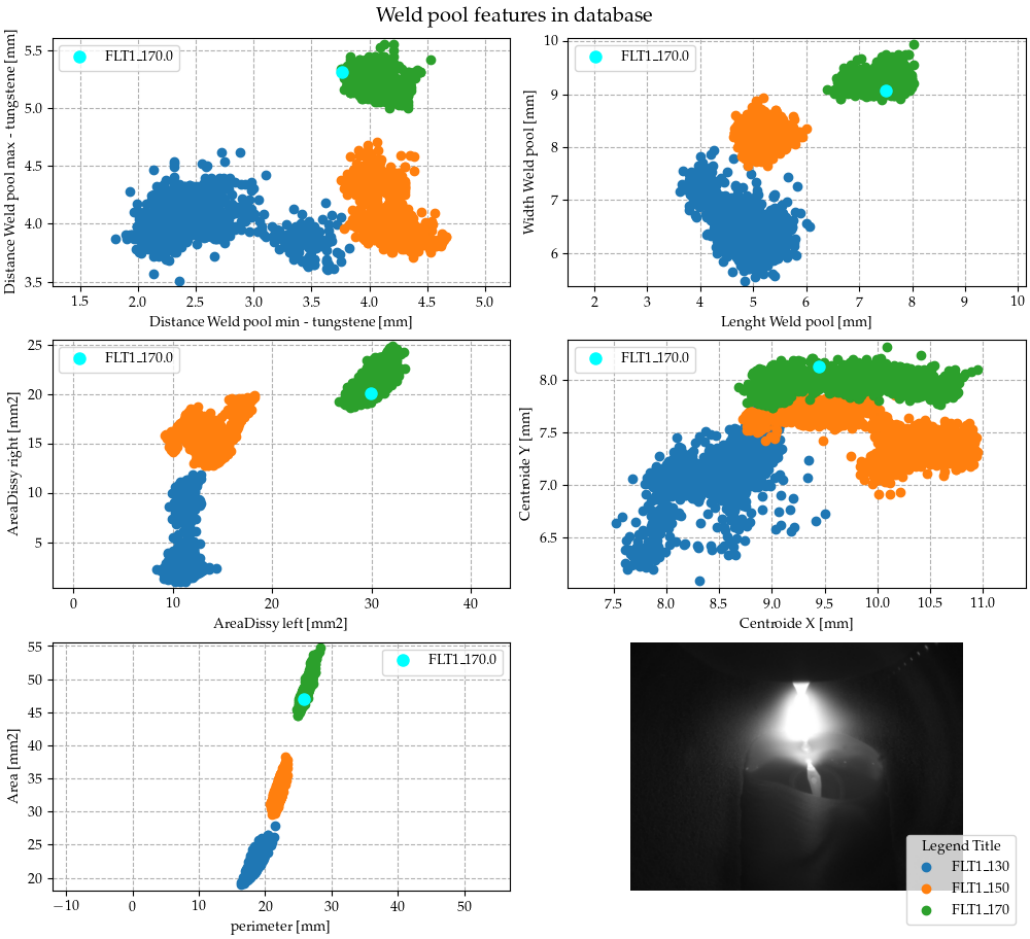


FIGURE 3.38 – Résultat de prédiction d'un contour géométrique pour l'algorithme KNN.

Pour appréhender un peu mieux le fonctionnement des algorithmes d'apprentissage, on se focalise sur une image que l'on positionnera dans la base de données et pour laquelle on analysera la prédiction. La figure 3.38 présente un exemple de résultat pour la prédiction pour une expérience réalisée avec une intensité de 170 A. L'image présentée est celle de la caméra en face supérieure à l'instant pour lequel on désire la prédiction. Chaque nuage de points de même couleur fait partie d'une même classe et le point en bleu turquoise représenté sur cette figure 3.38, correspond au point de prédiction du contour injecté dans le modèle de ML. En observant les différentes caractéristiques, le point est placé dans le bon nuage de points (FLT_170A), qui correspond aux paramètres programmés. L'algorithme de classification KNN a prédit la bonne classe. Les autres modèles utilisés (DT, RF, CNN1D) ont également classé cette donnée dans le bon label. Un tableau récapitulatif des prédictions est présenté dans 3.11 :

Modèle	Prédiction
KNN	FLT1_170A
DT	FLT1_170A
RF	FLT1_170A
CNN1D	FLT1_170A

TABLE 3.11 – Tableau récapitulatif de la prédiction pour chaque modèle.

3.4.3.3.1 Géométrie du bain et modification des paramètres de soudage

L'objectif est que le modèle puisse identifier la variation de paramètres. Les paramètres procédés utilisés sont rappelés dans le tableau 3.10. Avant d'étudier la prédiction, on va analyser la détection de contour et les caractéristiques géométriques extraites au cours de l'essai. La figure 3.39 représente la géométrie du métal de base, l'évolution de l'aire ainsi que la largeur et la longueur du bain de fusion sur la caméra supérieure pour l'expérience analysée.

Lors de la variation du courant, les caractéristiques géométriques sont modifiées et peuvent se voir sur la figure 3.39. Une augmentation de la largeur, de la longueur et de l'aire du bain peut être observée dans la zone deux. Pour finir, la zone trois (en vert sur la figure 3.39), correspond au retour à l'état initial. On remarque que la largeur est quasiment constante dans les zones. Lors du passage d'une zone à l'autre, le temps de stabilisation pour la largeur est de l'ordre de 1 s lors du passage de la zone 1 à la zone 2 et de 2 s de la zone 2 à la zone 3.

Classification

La figure 3.40 illustre la prédiction de chaque algorithme (KNN, DT, RF, CNN 1D). La prédiction est réalisée après l'essai pour chaque image acquise lors de l'essai, c'est à dire toutes les 0,02 s. Chaque algorithme a réussi à classer cette modification avec le bon label. Il est intéressant de noter que la prédiction est bonne également dans la zone transitoire. Dans ce cas, les algorithmes ont bien détecté les changements de paramètres. Cependant, pour les algos DT et RF, en fin de troisième zone, ces modèles prédisent les conditions de soudage ayant des paramètres similaires à la zone deux. On peut supposer que l'augmentation de l'aire du bain en fin de cordon peut être due à l'accumulation de la chaleur dans le métal de base. C'est pourquoi, les modèles ont classé cette partie dans une autre classe. Enfin, l'état de prédiction du modèle CNN 1D a le même résultat que le modèle KNN.

3.4.3.3.2 Géométrie du bain et modification de la géométrie du métal de base

La figure 3.41 représente l'évolution de l'aire ainsi que la largeur et la longueur du bain de fusion sur la caméra supérieure pour l'expérience analysée. La zone 1 (en bleu sur la figure 3.41) correspond à l'état initial de l'opération : paramètres procédés constants et pas de modification de l'épaisseur du métal de base. La zone deux (en rose sur la figure 3.41), correspond à la modification de l'épaisseur du métal de base en face endroit. Ainsi, cette modification peut affecter directement la diffusion thermique (conduction) au sein même de la pièce et l'interaction entre le métal liquide et solide. Cela aura pour effet de modifier la géométrie du bain de fusion. L'effet de bord des rainures peut aussi affecter le comportement du liquide.

Comme le montre la figure 3.41 (b), le bain sur cette configuration n'a pas le temps de se stabiliser en raison d'une modification de la diffusion de la chaleur. La variation de la largeur est beaucoup moins marquée. Lors du passage du bain dans la zone de la rainure, l'aire du bain augmente mais

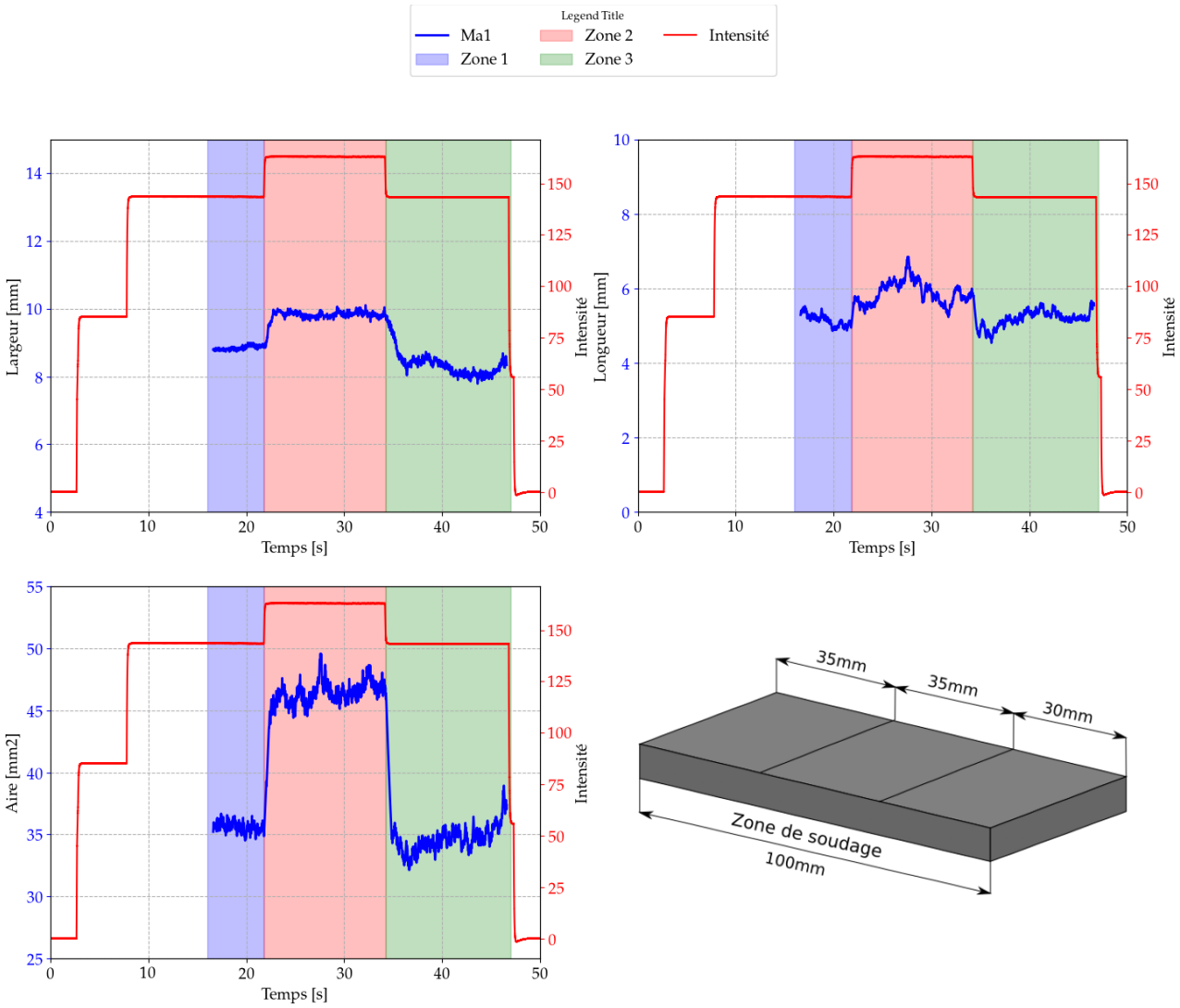


FIGURE 3.39 – En haut à gauche, évolution de la largeur du bain de fusion au cours du temps ; en haut à droite, évolution de la longueur du bain de fusion au cours du temps ; en bas à gauche, évolution de l'aire du bain de fusion au cours du temps ; en bas à droite, géométrie du métal de base pour la première expérience.

a du mal à se stabiliser dénotant un phénomène complexe. Le bain a tendance à couler, tomber sur la hauteur de la rainure plutôt qu'à s'étaler (augmentation de la largeur du bain). Ces informations déduites proviennent de la mise en place de plusieurs caméras. On peut également noter, qu'un saut de la largeur est bien marqué lors de son arrivée au niveau de la rainure. Enfin, lors du retour à la géométrie initiale, le bain se stabilise à la dimension souhaitée.

Classification

Sur la figure 3.42 est illustrée la prédiction de chaque algorithme. Dans un premier temps, chaque algorithme a une prédiction correcte dans les zones 1 et 3 des données injectées dans le modèle d'apprentissage. Par contre dans la zone deux, on observe que les algorithmes prédisent deux classes (modes opératoires). Pour l'arbre de décision, on remarque que la zone 2 est prédite principalement dans les conditions de 170 A alors que pour les prédictions des autres, il y a autant de 150 A que de

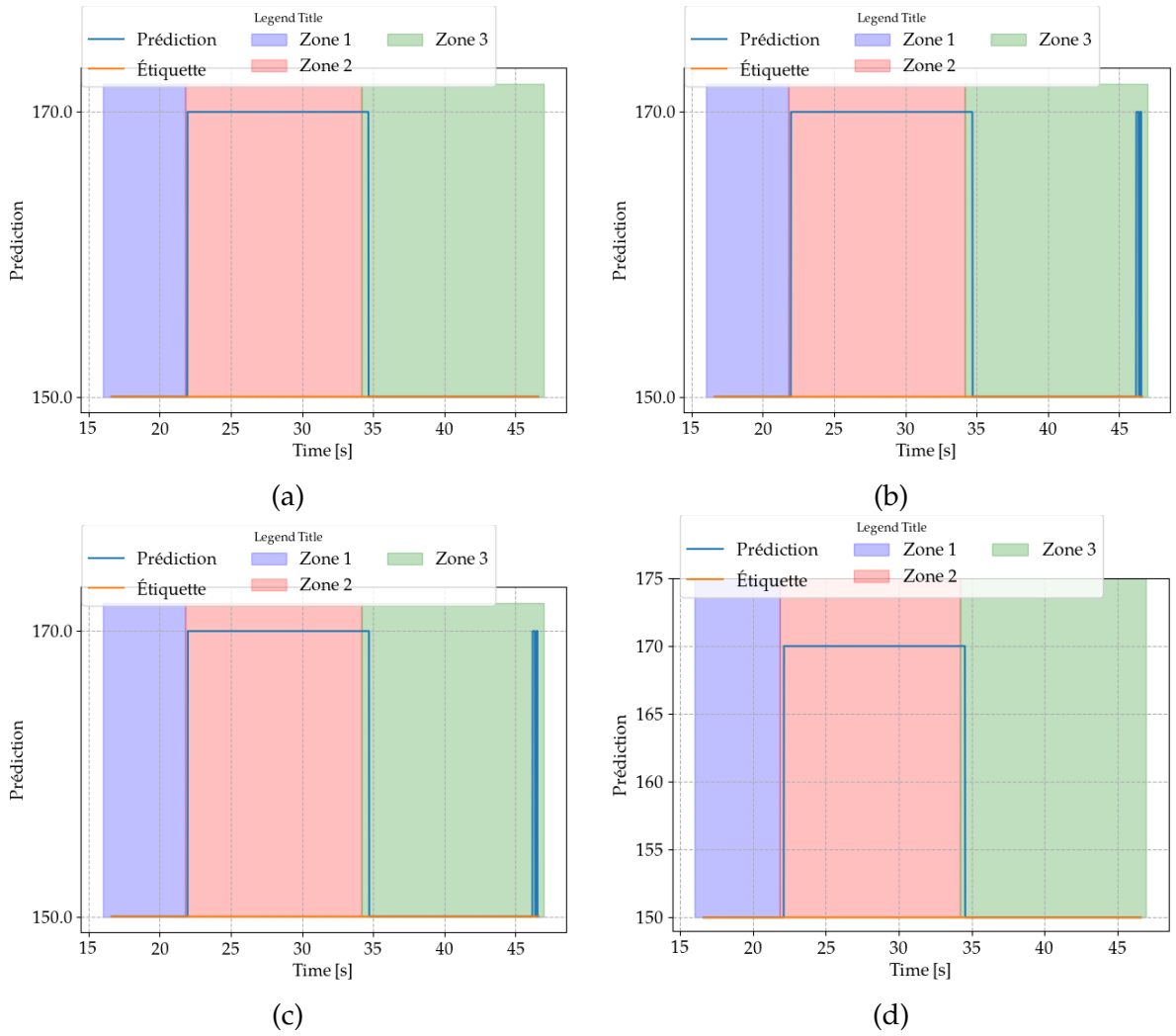


FIGURE 3.40 – Résultats de prédiction des différents modèles de ML lors d'un changement de paramètres, (a) Classification pour l'algorithme KNN, (b) Classification pour l'algorithme DT, (c) Classification pour l'algorithme RF, (d) Classification pour l'algorithme CNN 1D.

170 A. Dans tous les cas, cela indique que l'on ne réalise plus l'opération dans les conditions prévues.

3.4.3.3.3 Conclusion

Pour conclure, les modèles d'apprentissage automatique alimentés par la géométrie du bain de fusion arrivent à détecter une variation de la géométrie dans les deux configurations proposées ci-dessus. L'ensemble de ces données de prédictions peuvent être également utilisées pour enrichir la base de données d'apprentissage afin de construire un modèle de plus en plus robuste avec plusieurs étiquettes. Pour enrichir la base de données des contours, on pourrait se baser sur des grandeurs quantifiant les mouvements dans le bain liquide [16].

Dans un contexte industriel, dès lors que la prédiction engendre une modification des conditions initiales du DMOS, une alerte peut être donnée afin de cibler la, les zones en question pour venir les contrôler ainsi que les réparer au plus tôt. Pour finir, si une prédiction sort des plages de la DMOS-QMOS, l'opération doit également être reprise en entier car les normes et le code de construction ne sont pas respectés.

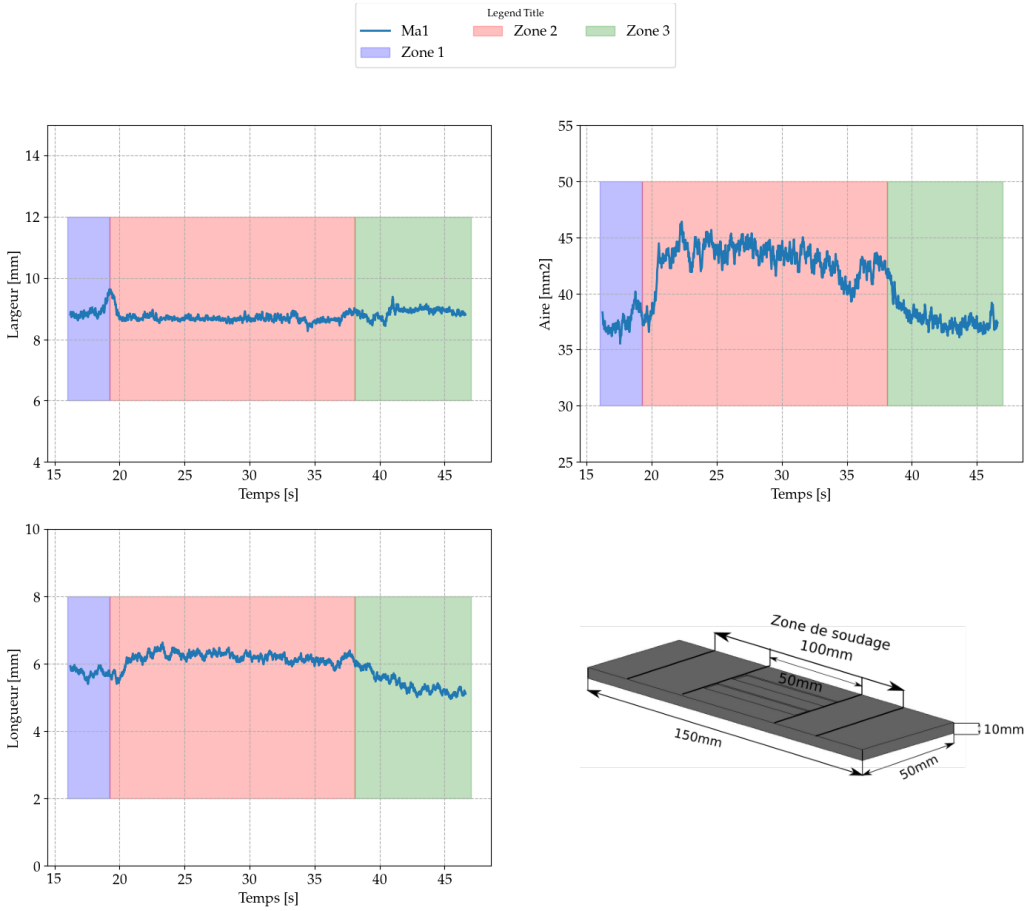


FIGURE 3.41 – En haut à gauche, évolution de la largeur du bain de fusion au cours du temps ; en haut à droite, évolution de la longueur du bain de fusion au cours du temps ; en bas à gauche, évolution de l'aire du bain de fusion au cours du temps ; en bas à droite, géométrie du métal de base pour la première expérience.

3.4.3.4 Comparaison des temps de calcul pour les deux méthodes

Pour envisager le contrôle en cours de fabrication, il faut connaître les différents temps de traitement. Dans le tableau 3.12 sont présentés les temps de calcul durant la prédiction de l'algorithme utilisé pour une image. Dans le cas où les algorithmes sont alimentés par les caractéristiques géométriques du bain de fusion, un temps de traitement pour extraire le bain et ses caractéristiques est ajouté permettant d'avoir la même base de données d'entrée qu'avec le modèle de CNN (cf. figure 3.43 (a) et (b)). L'analyse des temps de calcul montre que les temps de prédictions quelque soit la méthode utilisée a un temps de prédiction inférieur 0.3 s. Les temps de prédictions des deux modèles CNN (1D et 2D) dépendent aussi du nombre de couches du réseau. Le modèle CNN 2D peut toutefois être amélioré sur sa performance de temps de prédiction. Par exemple, contrairement aux modèles d'apprentissage, aucune zone d'intérêt n'est choisie, réduisant ainsi la fenêtre d'analyse des traitement d'images. La taille des images en entrée du modèle peut aussi être réduite.

3.4.3.5 Comparaison des modèles

Afin de comparer la prédiction des 5 modèles utilisés pour la prédiction des deux configurations testées, la matrice de confusion est calculée pour chaque modèle. La matrice de confusion est basée sur le calcul des données réelles pour une variable cible comparée avec celles prédites par le modèle de classification. Les prédictions vraies et fausses sont révélées et réparties par classe, ce qui permet

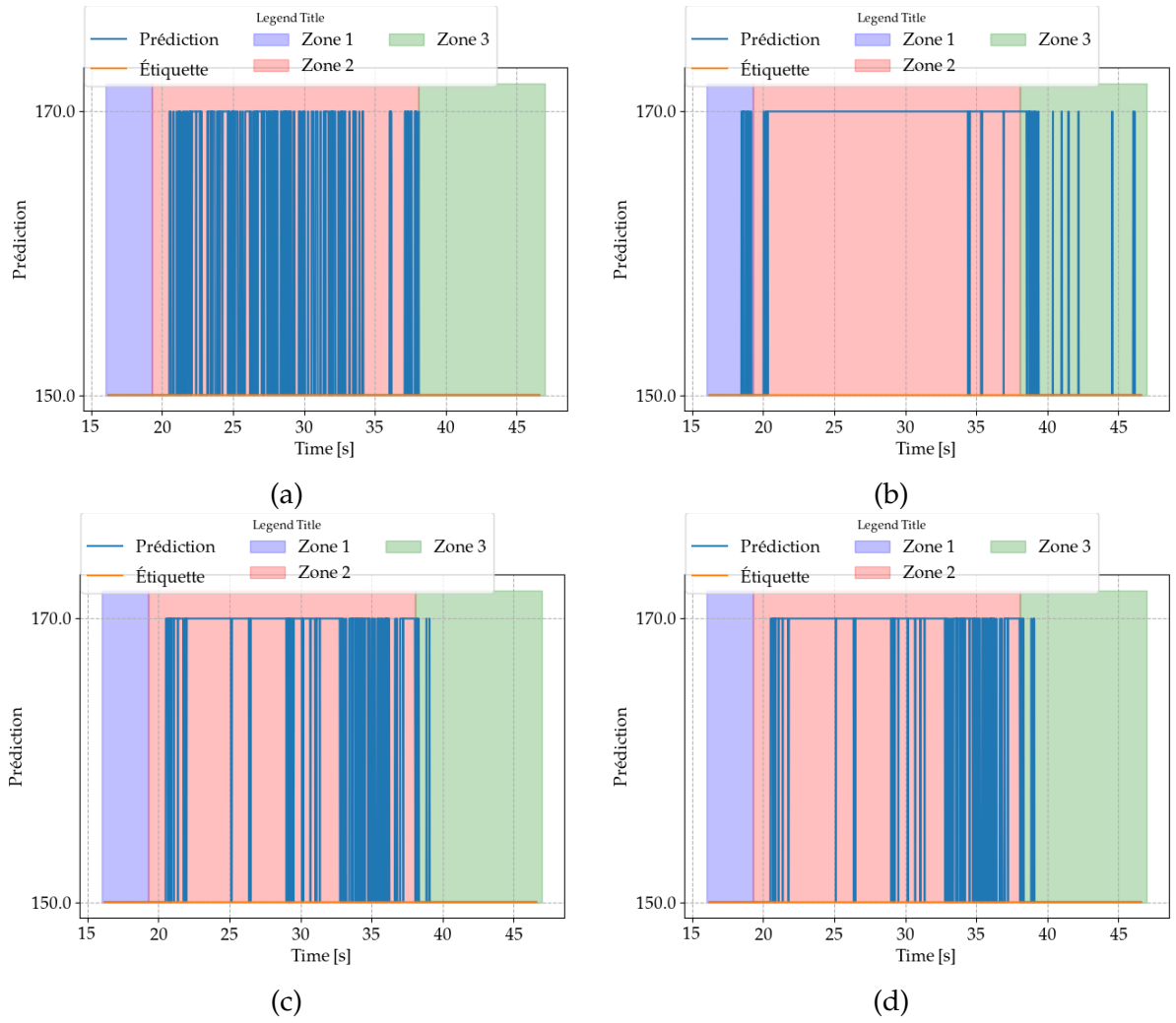


FIGURE 3.42 – Résultats de prédiction des différents modèles de ML lors d'un changement de l'épaisseur, (a) classification pour l'algorithme KNN, (b) classification pour l'algorithme DT, (c) classification pour l'algorithme RF.

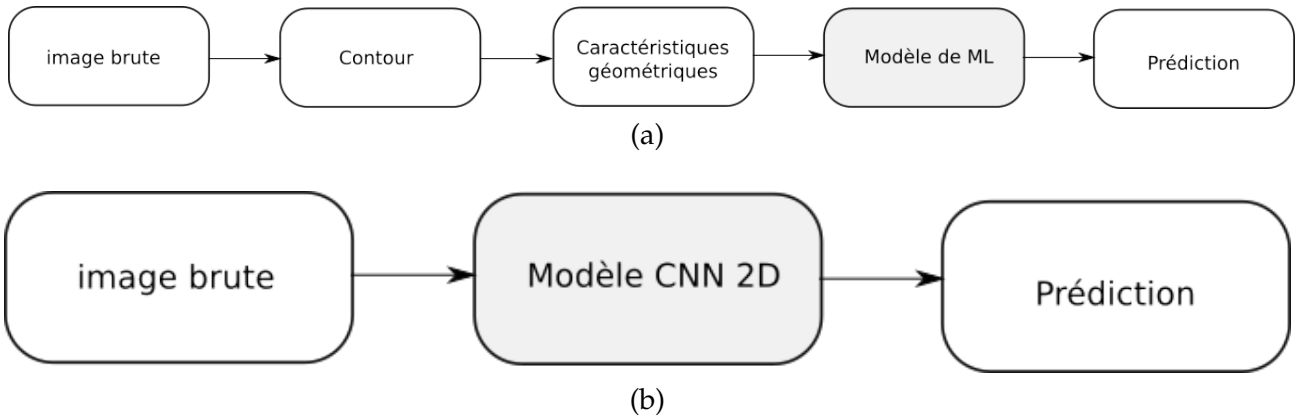


FIGURE 3.43 – Processus de traitement des images brutes à la prédiction du modèle utilisé ; (a) apprentissage automatique (ML), (b) apprentissage profond (DL).

de les comparer avec des labels étiquetés aux données observées.

Cette métrique permet d'analyser les différentes erreurs commises par l'algorithme de prédiction, mais également de connaître les différentes erreurs commises par le modèle. En l'analysant, il

Temps de prédiction			
Modèle	temps de traitement	temps de prédiction	Total
CNN 2D	-	0.29s	0.29s
KNN	0.21s	0.015s	0.2115s
DT	0.21s	0.012s	0.2112s
RF	0.21s	0.018s	0.2118s
CNN 1D	0.21s	0.20s	0.41s

TABLE 3.12 – Temps de calcul des modèles utilisés lors de leur prédiction.

est possible alors de déterminer les résultats qui indiquent comment ces erreurs ont eu lieu. Les valeurs que peuvent prendre cette métrique est :

- le cas négatif qui peut être considéré comme un cas positif,
- le cas positif qui peut être considéré comme un cas négatif.

La figure 3.44 (a) présente un exemple de la matrice de confusion pour le modèle KNN pour le cas numéro 1 (variation des paramètres opératoires). On observe que 882 échantillons sont classés dans l'étiquette FLT1_150A et 628 dans la classe FLT1_180A. Les 628 échantillons référencés initialement dans la classe FLT1_150A correspondent aux temps où l'on effectue la variation des conditions opératoires. Afin de simplifier les résultats, une représentation des résultats pour les deux cas d'étude et pour chaque modèle testé sont présentés sous la forme d'un histogramme. Le cas 1 correspond à la variation des paramètres procédés et le cas 2 correspond à la modification de l'épaisseur du métal de base.

On peut observer que pour l'ensemble des modèles de classification utilisé, les résultats pour le cas numéro 1 ont le même ordre de grandeur pour la classification des échantillons. En effet, on a pu observer précédemment que tous les modèles ont réussi à détecter une variation de l'intensité, soit en prenant le rayonnement de l'arc (CNN2D), soit au niveau de la dynamique du bain (CNN1D, KNN, DT, RF). En revanche, pour la deuxième étude, le modèle CNN2D (cf. figure 3.44 (b)) présente bien aucune détection de variation des dimensions du bain de fusion. Par contre, pour les modèles alimentés à partir des caractéristiques géométriques, on observe bien une modification des conditions initiales. On remarque que pour le modèle CNN1D (cf. figure 3.44 (c)) et RF (cf. figure 3.44 (f)), les résultats sont presque identiques et que la prédiction des classes est "équilibrée". Par ailleurs, le modèle DT (cf. figure 3.44 (e)), la classe majoritairement prédite est FLT1_170A, ce qui se rapprocherait plus de la réalité car la rainure est présente sur la moitié de la zone de soudage. Pour finir, quant à lui, le modèle KNN (cf. figure 3.44 (b)) prédit majoritairement la classe initiale. Ce qui peut signifier que pour ce modèle il n'y a pas une grosse déviation sur l'ensemble de l'opération.

Pour conclure, au vu des résultats présentés ci-dessus et sur la figure 3.44, le modèle qui est le plus robuste pour détecter une variation des conditions opératoires est le modèle DT. De plus, ce modèle a présenté le meilleur temps de calcul de prédiction.

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, deux parties sont présentées. Tout d'abord, une première partie permet de mettre en avant les outils expérimentaux développés afin d'analyser la physique du dépôt, la géométrie des cordons ainsi que son étalement en fonction d'une modification d'énergie. On a pu estimer la force prépondérante entre la gravité et la pression capillaire pour la stabilité du bain de fusion. Il en résulte pour cette configuration à plat que la tension superficielle est dominante devant les effets

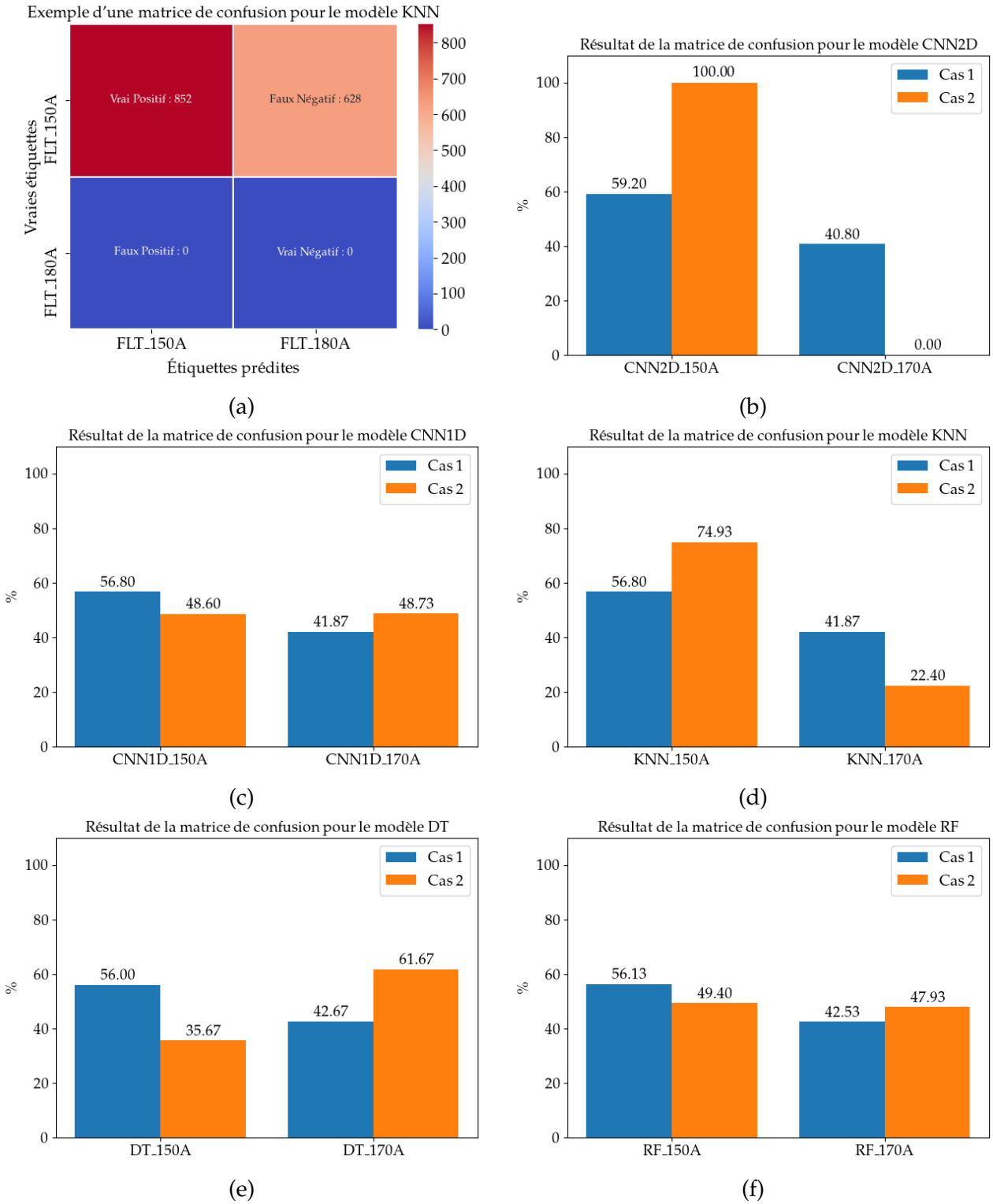


FIGURE 3.44 – (a) Exemple d'une matrice de confusion pour le modèle KNN. Représentation des résultats de la matrice de confusion sous forme de d'histogramme, (b) modèle CNN2D, (c) modèle CNN1D, (d) modèle KNN, (e) modèle DT, (f) modèle RF.

de gravité dans les deux configurations. Néanmoins, la complexité et la variabilité des phénomènes physiques présents durant une opération de soudage a conduit au développement de moyens de contrôles afin de s'assurer que l'opération se passe dans les bonnes conditions.

Ensuite, une introduction théorique des différents algorithmes d'apprentissage automatique ou

en profondeur a été présenté, ainsi que leur utilisation dans le domaine du soudage pour le contrôle des opérations. A partir des différentes vues dans la littérature, des algorithmes de classification ont été utilisés, testés et comparés afin de garantir l'objectif recherché.

Ainsi, dans la seconde partie de ce chapitre, deux approches ont été proposées. La première a été d'utiliser les images brutes en entrée du modèle CNN 2D afin de prédire le label associé. Grâce à l'analyse de composantes principales, on a observé que le modèle prend l'arc électrique comme indication d'intérêt. Pour le cas d'étude numéro 2, le modèle CNN 2D n'a pas réussi à détecter une variation des conditions opératoires. De plus, ce modèle a des temps d'apprentissage assez important en raison de la taille des données d'entrée et du nombres de couches implémentées. La deuxième approche a été d'utiliser des données physiques liées à la dynamique du bain (contour du bain de fusion) afin de prédire le label associé. Cette méthode a permis de réduire la taille de stockage. La taille de sotockage est passée d'environ deux giga-octets de données à 700 kilo-octets de données. Ainsi, les temps d'apprentissage des modèles de ML ont considérablement été améliorés. Les quatre méthodes testées et comparées ont des résultats de prédictions similaires pour cette étude. Ils ont tous les quatre permis de prédire une variation des conditions opératoires à partir de la dynamique du bain liquide. les temps d'apprentissage et de prédictions sont différents entre les modèles mais peuvent être améliorés.

Ce chapitre a permis de développer des modèles de classification afin de s'assurer de la conformité de la QMOS. Dans un contexte industriel, l'apprentissage des modèles pourra se faire en amont de l'opération de soudage tandis que la phase de prédiction sera réalisée en cours d'opérations ou à posteriori. Le temps de réponse de nos modèles reste négligeable devant la mise en place des moyens de contrôles non-destructifs et leur interprétation. Aussi, le résultat de la conformité du DMOS peut être fait lors de l'attente d'une température inter-passe par exemple.

Dans le chapitre suivant sera introduit une autre approche afin d'anticiper l'apparition de défauts dans une géométrie simplifiée d'un chanfrein étroit.

Chapitre 4

Détection d'une dérive dans un chanfrein étroit

Sommaire

4.1 Introduction . . . 128
4.2 Dispositif expérimental . . . 129
4.2.1 Instrumentation . . . 129
4.2.2 Matériaux, géométrie et dimensions de la maquette . . . 129
4.2.3 Mode opératoire . . . 131
4.3 Comportement du bain de fusion en fonction de la gravité . . . 131
4.3.1 Introduction . . . 131
4.3.2 Paramètres procédés . . . 131
4.3.3 Étude de la géométrie du bain de fusion lors d'une modification de la position de soudage . . . 132
4.4 IA et dérives en soudage . . . 141
4.4.1 Introduction . . . 141
4.4.2 Méthodes de contrôle par régression . . . 144
4.4.3 Présentation du modèle de régression . . . 144
4.5 Structure de la base de données d'apprentissage . . . 147
4.5.1 Décalage du tungstène dans les deux directions . . . 148
4.5.2 Décalage du tungstène dans une direction . . . 148
4.6 Mise en place des méthodes de contrôle : régression . . . 149
4.6.1 Essais pour la prédiction . . . 149
4.6.2 Phase de prédiction du modèle de régression linéaire . . . 152
4.7 Conclusion . . . 156

4.1 Introduction

Le chapitre précédent a présenté des algorithmes de classification pour s'assurer que l'opération se déroule conformément au DMOS. Globalement, l'algorithme sort un indicateur pour signaler si le dépôt se déroule comme prévu en comparant les signaux et/ou images en cours de production à ceux présents dans la base de données.

Pour des opérations sur site, les pièces ont de très grandes tailles et peuvent avoir des défauts géométriques comme par exemple, une mauvaise cylindricité en fond de chanfrein, qu'il faut être capable d'intégrer dans un asservissement lors de la fabrication. Néanmoins, des modifications liées aux distorsions peuvent induire des modifications géométriques et changer les conditions de dépôt. Sur ce type de défaut, la modification est cumulative, c'est à dire qu'elle prend de l'ampleur au cours de la fabrication. A terme, cela peut créer des cordons avec des défauts de géométrie ou des manques de fusion.

Les algorithmes du chapitre précédent permettent de discriminer les conditions opératoires mais un modèle permettant d'anticiper les dérives de l'opération de soudage serait préféré (cf .figure 4.1). Dans la littérature [33, 123], les modèles de régression ont démontré qu'ils étaient bien adaptés pour prédire des valeurs intermédiaires à la place des étiquettes. D'autre part, les opérations d'assemblages au niveau de l'industrialisation d'EDF sont tellement variées qu'il est impossible de réaliser un essai avant chaque fabrication pour alimenter la base de données. Les modèles de régression permettront alors de déterminer à partir de fabrications similaires ayant une base de données (images, contours, métadonnées,....) si l'assemblage est réalisé dans les conditions optimales. Pour répondre à ces problématiques de dérives et d'une base de données incomplètes, un essai en chanfrein étroit a été mis en place.

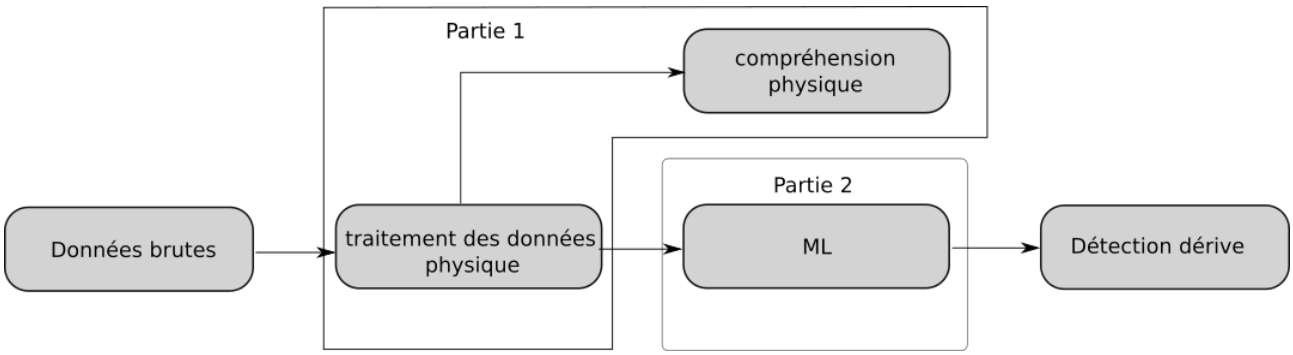


FIGURE 4.1 – Présentation des outils d'analyse et de contrôle développés dans ce chapitre.

Deux parties seront présentées dans ce chapitre (cf. figure 4.1) sur la même base que le chapitre précédent.

Dans la première partie, des outils expérimentaux vont permettre d'analyser la physique du dépôt avec apport de matière dans un chanfrein étroit. Au niveau industriel, la masse importante des tuyaux imposent de déplacer la torche. Le dépôt se déroule alors dans différentes configurations par rapport à la gravité. Quatre essais avec variation de la position de soudage sont réalisés et permettent d'appréhender l'influence de la gravité sur les géométries des cordons.

Dans la seconde partie, les dérives présentes durant une opération de soudage peuvent être de différentes natures. Parmi elles, on retiendra celle liée à une mauvaise position de l'électrode (de la torche) dans le chanfrein qui peut mener à des tensions trop fortes ou à un comportement non voulu

de l'arc. Cette étude s'est concentrée sur la détection de cette dérive lors la première passe dans le chanfrein. Au niveau opératoire, cela correspond à détecter un décalage de la position du tungstène dans le chanfrein. Des essais en programmant des décalages de la torche par rapport au centre du chanfrein sont alors mis en place pour alimenter la base de données. Le modèle de régression permet alors de trouver la position de l'électrode grâce à ces essais quand on impose une dérive. Le but de cette partie est de tester ces développements (base de données et modèle de régression) pour appréhender leurs performances et leurs limites.

4.2 Dispositif expérimental

4.2.1 Instrumentation

Le dispositif expérimental mis en place pour cette étude est illustré en figure 4.2. La mesure des paramètres procédés est réalisée comme au chapitre 2 mais sans l'acoustique. Deux caméras sont embarquées pour avoir accès aux informations sur la dynamique du bain de fusion dans un chanfrein étroit. En raison de l'accessibilité, une caméra est placée pour observer l'arrière du bain de fusion et une deuxième caméra pour observer l'avant.

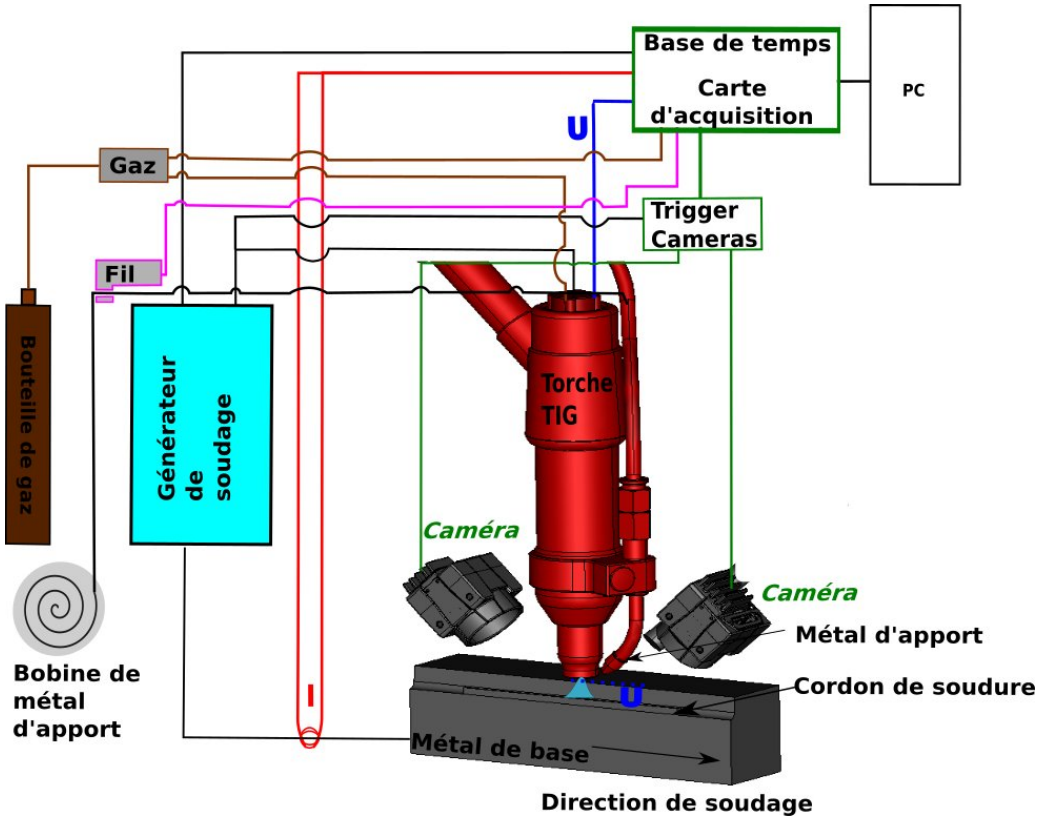


FIGURE 4.2 – Schéma global de câblage du montage expérimental lors de cette configuration.

4.2.2 Matériaux, géométrie et dimensions de la maquette

La composition métallurgique des métaux de base et d'apport doit respecter les normes et code de construction. Les différentes opérations de soudage sont réalisées en acier inoxydable austénitique

316L (métal de base et métal d'apport). Dans cette partie, le fil a un diamètre de 1 mm.

Sur la figure 4.3, les dimensions et la géométrie du coupon de soudage sont représentées. La maquette est réalisée sur des plaques de dimensions 150 mm de longueur, 70 mm de largeur et 40 mm d'épaisseur. Les dimensions ont été choisies afin de pouvoir représenter un soudage sur pièce massive et permet de s'affranchir du problème de distorsion de la pièce. La profondeur du chanfrein a été dimensionnée en fonction de l'accessibilité de la torche de soudage à disposition afin de garantir une bonne protection gazeuse du métal liquide. Cette géométrie permet potentiellement la réalisation d'au moins 5 cordons (cf. figure 4.4).

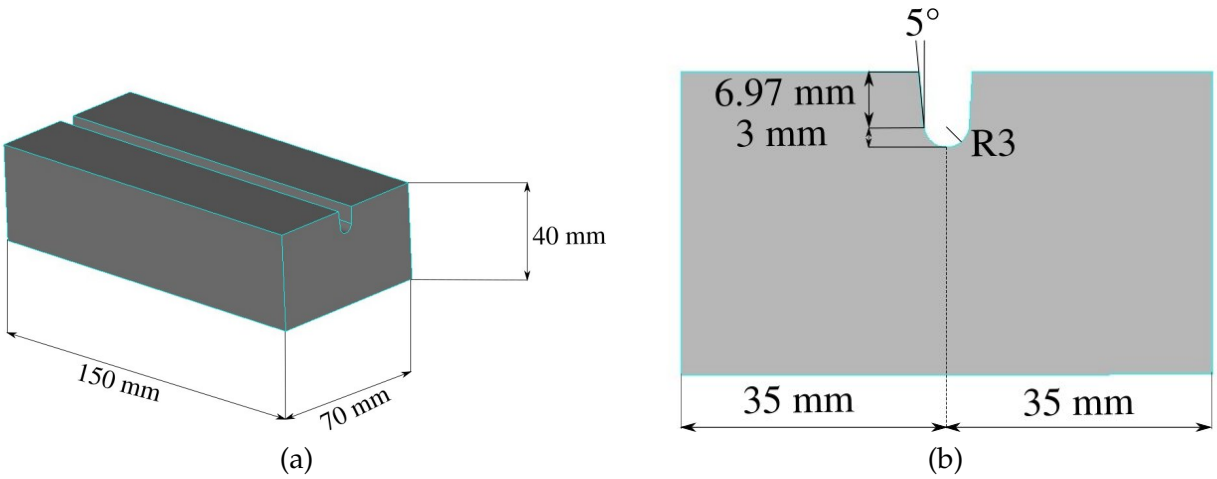


FIGURE 4.3 – Dimensions de la maquette, (a) dimension de la plaque soudée, (b) dimensions du chanfrein étroit.

Les éprouvettes ont été réalisées en sous-traitance chez un usineur. La tolérance sur les dimensions géométriques est $\pm 0.1mm$.

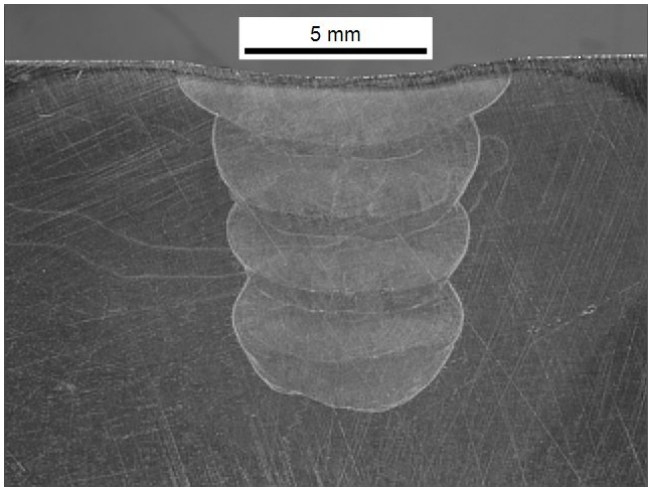


FIGURE 4.4 – Macrographie d'une opération de soudage pour le remplissage du chanfrein étroit.

4.2.3 Mode opératoire

Pour la réalisation du dépôt, la torche est déplacée. Pour ce type de géométrie, le point délicat est de réaliser le cordon avec la torche qui suit le fond du chanfrein étroit. Une procédure a été mise en place pour positionner les éprouvettes dans le repère robot. Un outil (réalisé en fabrication additive) se positionne sur la buse et l'électrode. L'outil a la forme mâle du chanfrein et permet alors d'assurer que la pièce est bien positionnée dans le repère robot. La torche est positionnée au point de départ puis au point d'arrivée. La pièce est ensuite bridée. Le positionnement est vérifié à vide en s'assurant que l'électrode est alignée avec le chanfrein. On rappelle que la torche est déplacée par le robot anthropomorphe panasonic présenté au chapitre 2. Avec ce type de robot (6 axes), une trajectoire linéaire entre deux points est assurée avec une précision inférieure à 0,1 mm.

4.3 Comportement du bain de fusion en fonction de la gravité

4.3.1 Introduction

L'étude de la physique du dépôt se concentrera sur le comportement du bain de fusion en fonction de la gravité. Dans la littérature, Nguyen [34] a étudié les écoulements dans ces différentes configurations de soudage par simulation multiphysique (cf. figure 4.5) lors d'une ligne de fusion.

Les résultats de simulation présentés sur la figure 4.5, montrent que la position de soudage influence la surface libre du bain liquide qui semble se déformer suivant la direction de la gravité. Pour la position corniche, la largeur du bain est asymétrique par rapport à la position de l'électrode. Cela est dû à la distribution de la chaleur qui semble remonter sur la partie haute du bain de fusion comme déjà analysée dans le chapitre 1 (cf. section 1.4.3.1.1). Pour la position verticale montante, la surface libre du bain semble se déformer sur l'arrière. En effet, la distribution de la chaleur semble diriger la masse vers le bas et loin de l'arc. Enfin, pour la position verticale descendante, l'action de la gravité a plus tendance à déformer la surface libre du bain sur l'avant. Ainsi, la distribution de la chaleur semble se diriger dans la direction de gravité.

Ces simulations permettent d'analyser les couplages entre les différentes physiques mais elles n'ont pas encore été réalisées avec apport de matière et dans un chanfrein. Pour étudier l'influence de la gravité, quatre essais vont être réalisés. Les positions de soudage choisies sont : à plat (PA, 1G en anglais), en corniche (PC, 2G en anglais), verticale montante (PF, 3GM en anglais) et verticale descendante (PG, 3GD en anglais). Au vu de la difficulté à réaliser l'opération avec le robot, le soudage en plafond (PE, 4G en anglais) n'a pas été réalisé. Dans ces configurations, on étudiera le comportement *in-situ* du bain de fusion par l'intermédiaire des caméras et post-mortem en étudiant des macrographies qui permettront d'étudier les effets des tensions de surface et de la gravité.

4.3.2 Paramètres procédés

Les différentes expériences réalisées sont faites à partir des mêmes paramètres procédés présentés dans le tableau 4.1.

Ma	Intensité (A)	Tension (V)	Vitesse d'avance (m/min)	E (J/mm)	Vitesse fil (m/min)	Gaz de protection(L/min)
1	180	9.5	0.08	1282.5	1.3	12.0

TABLE 4.1 – Paramètres procédés TIG utilisés.

A noter que la procédure de calage de l'éprouvette par rapport au repère robot a pu être mise en œuvre pour toutes les positions. La procédure de contrôle de la tension (AVC) a été mise en œuvre.

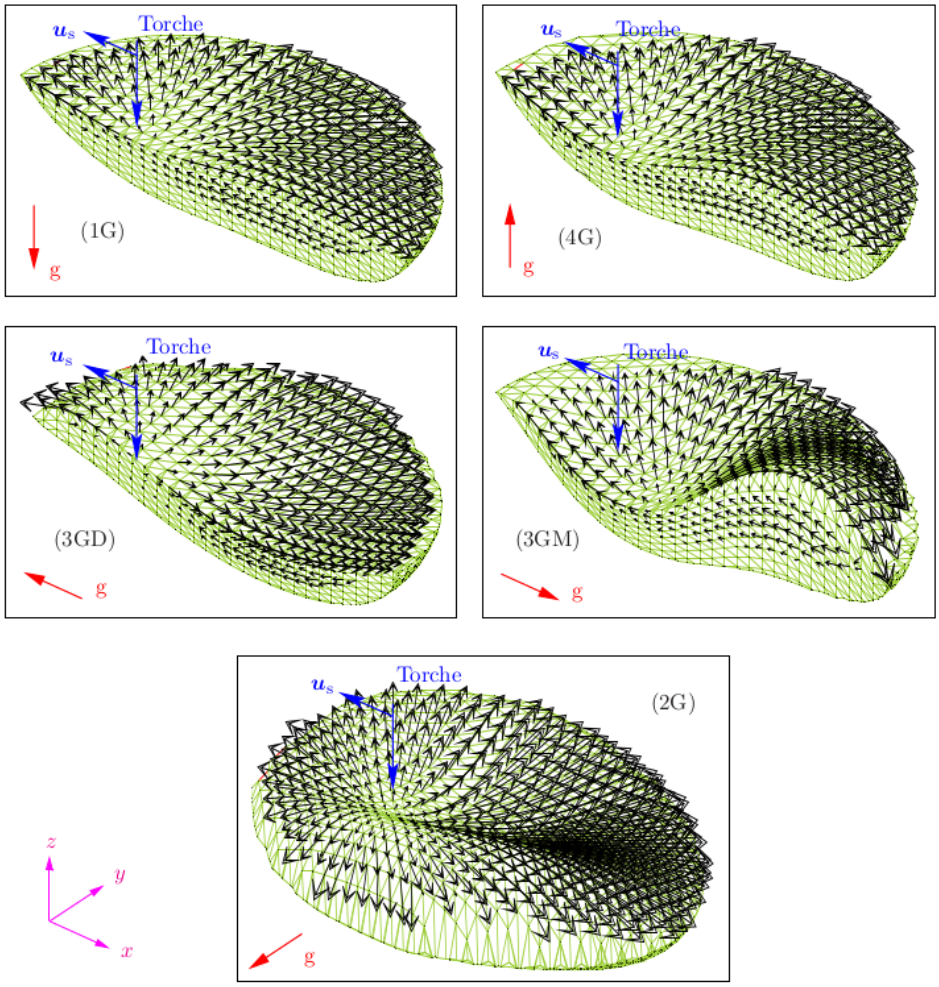


FIGURE 4.5 – Présentation des écoulements dans le bain liquide pour différentes positions de soudage : à plat (1G), en corniche (2G), en verticale descendante (3GD), en verticale montante (3GM) et au plafond (4G) [34].

4.3.3 Étude de la géométrie du bain de fusion lors d'une modification de la position de soudage

4.3.3.1 Schéma du dépôt

L'allure de la géométrie du cordon en fond de chanfrein est présentée sur la figure 4.6. La figure 4.6 illustre un cordon en position à plat.

On distingue l'apport de fil sur l'avant, la zone liquide et le cordon solidifié sur l'arrière. On remarque que la zone liquide a une forme qui vient s'appuyer (mouiller) sur les bords du chanfrein. Sur l'arrière, le cordon a une forme concave. Dans certains cas, le fil peut limiter l'éclairage de l'arc et réaliser un manque de fusion comme discuté dans le chapitre 3. La forme de la surface libre est plus complexe que celle du soudage à plat puisqu'elle part du fond du chanfrein pour monter vers l'arrière et mouiller sur les bords du cordon. La ligne triple est alors une courbe fermée en trois dimensions sur laquelle vient s'appuyer la surface libre qui est en interaction avec le fil et le plasma. Les écoulements internes pilotés par la gravité vont influencer la forme de cette dernière.

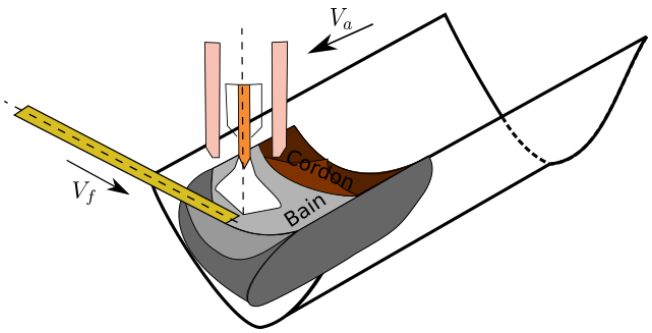


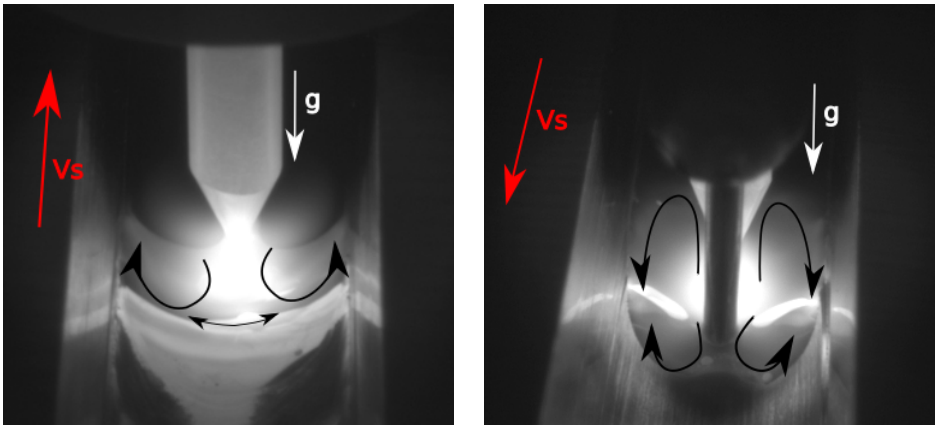
FIGURE 4.6 – Schéma général du cordon au fond du chanfrein étroit.

4.3.3.2 Observation du bain de fusion

4.3.3.2.1 Position à plat

La figure 4.7 présente une image acquise pour chacun des champs de vision (face arrière et face avant) lors d'une opération de soudage à plat dans le chanfrein. Les reflets sur le bain de fusion semblent indiquer que la géométrie est symétrique par rapport au plan théorique de symétrie positionné par l'électrode en tungstène ou la ligne de fond de chanfrein. Sur la figure 4.7 (b), on peut observer sur l'avant du bain l'aspect curviligne du liquide en forme de guitare.

A partir de petits oxydes présents sur la surface du liquide, les mouvements de convection peuvent être supposés. La présence de l'arc électrique sur le champ de vision supérieur (cf. figure 4.7 (a)) limite leur visibilité et ne nous permet pas de bien appréhender les transferts de chaleur en surface libre du bain. En revanche, sur la figure 4.7 (b), la présence du métal d'apport permet d'appréhender les différents écoulements sur ce champ de vision. Deux petites cellules de convection se forment autour de l'aspiration du métal d'apport dans le bain. L'observation de plusieurs images similaires à celles de la figure 4.7 (b) semble indiquer des écoulements qui remontent le long des bords de chanfrein entraînant ainsi les oxydes sur la périphérie du bain de fusion et remontant vers l'arrière. Deux cellules de convection symétriques se forment à l'arrière partant du centre du bain vers sa périphérie. Ces cellules semblent bien entretenues et ne montrent pas d'aspect chaotique.

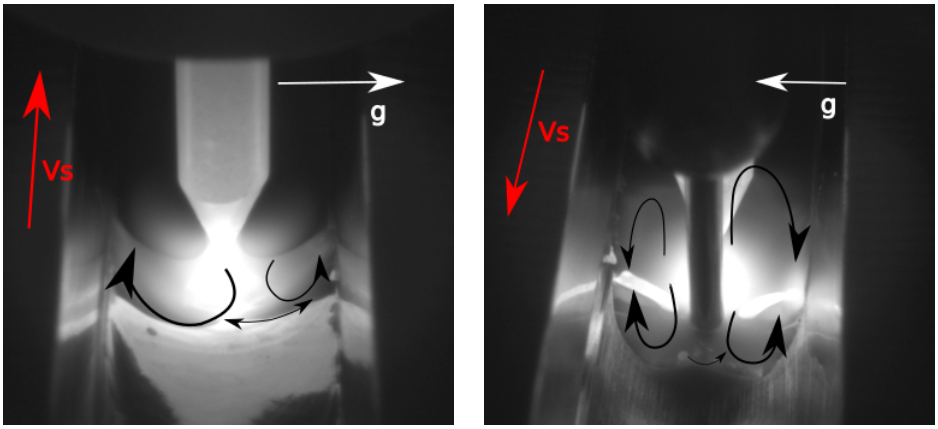


(a) (b)

FIGURE 4.7 – (a) Capture d'une image en face arrière du bain de fusion en position à plat, (b) capture d'une image en face avant du bain de fusion en position à plat.

4.3.3.2.2 Position corniche

La figure 4.8 présente le bain de fusion en position corniche. Dans cette configuration, la gravité semble impacter la géométrie de la surface libre du bain de fusion. En effet, sur la figure 4.8 (b), on peut observer que le reflet à droite du chanfrein est un peu plus haut et long que celui à gauche. Cela indique qu'il y a plus de matière à droite qu'à gauche dans le repère de l'image. Pour la partie arrière du bain (cf. figure 4.8 (a)), on a une observation similaire avec une faible longueur du bain. On remarque également des oxydes sur l'arrière qui questionnent sur la protection gazeuse. Au vu des observations sur les deux champs de vision, on peut supposer que le fluide semble se diriger dans la direction opposée à la gravité. On peut associer ce phénomène à la force de flottabilité. Dans cette configuration et les suivantes, on observe des niveaux de gris plus chaotiques pouvant être éventuellement reliés à des écoulements turbulents dans le bain.



(a) (b)

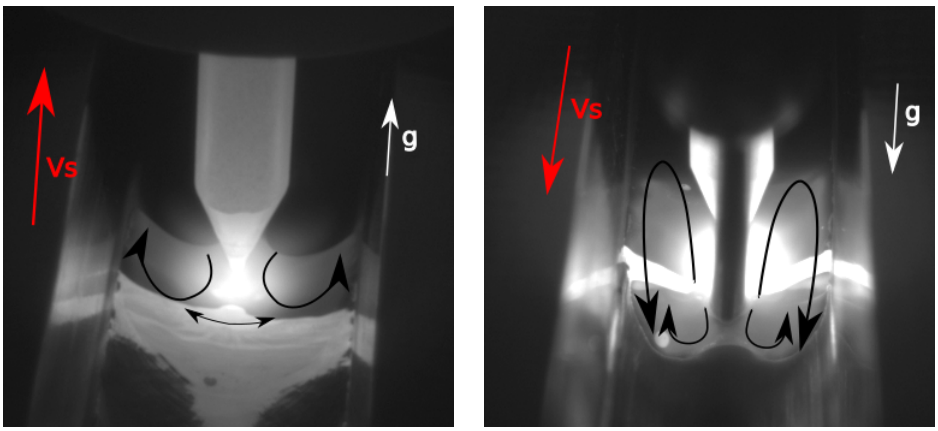
FIGURE 4.8 – (a) Capture d'une image en face arrière du bain de fusion en position corniche, (b) capture d'une image en face avant du bain de fusion en position corniche.

4.3.3.2.3 Position verticale descendante

La figure 4.9 illustre le bain de fusion lors d'une opération en position verticale descendante. Dans cette configuration, le bain est symétrique. La figure 4.9 (a) ne donne pas d'information supplémentaire et il est difficile de distinguer une différence avec la position à plat. En revanche, la figure 4.9 (b) donne des indications sur la modification du bain de fusion. En effet, sur l'avant du bain de fusion, le liquide est plus bombé au niveau du métal d'apport dénotant une quantité de matière plus importante vers l'avant. Le bain tend à s'écouler dans la direction de la gravité. Il a alors une longueur plus importante vers l'avant que vers l'arrière. Ce phénomène implique au niveau géométrique que le fil interagit mieux avec l'arc et le bain. De ce fait, le transfert se fait par aspiration du métal fondu du fil et ne se fait pas en goutte à goutte. La masse plus importante vers l'avant impose un rayon de courbure plus grand. En appliquant la loi de Laplace, on voit que cela créé une zone de dépression qui amplifie l'appel de liquide dans cette zone. Il semble que dans cette direction de soudage, la géométrie de la surface libre du bain liquide est pilotée par un effet couplé entre la gravité et les tensions superficielles.

4.3.3.2.4 Position verticale montante

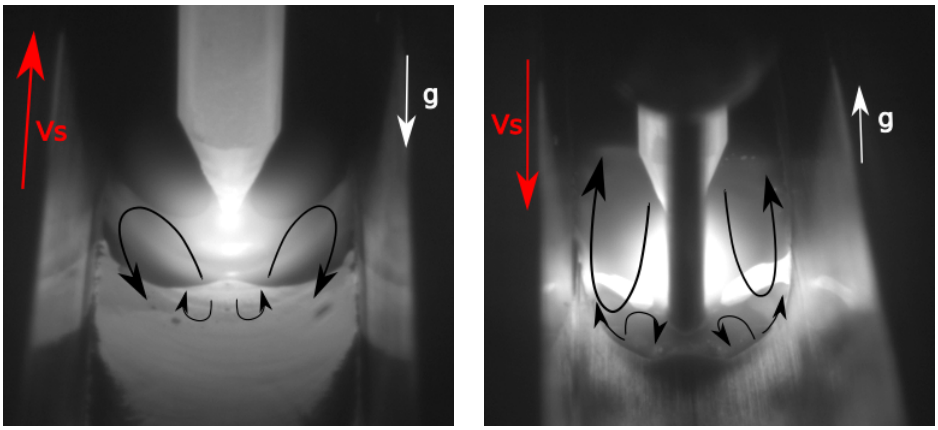
La figure 4.10 montre le bain de fusion en position verticale montante. Dans cette position, le liquide sur la figure 4.10 (a) semble s'allonger dans la direction de la gravité avec un bain raccourci sur



(a) (b)

FIGURE 4.9 – (a) Capture d'une image en face arrière du bain de fusion en position verticale descendante, (b) capture d'une image en face avant du bain de fusion en position verticale descendante.

l'avant et allongé sur l'arrière. L'avant du bain est moins bombé que les autres configurations. Les écoulements du bain partant du front vers l'arrière du bain sont plus prononcés que pour les autres configurations. On peut supposer que le liquide se dirige dans la direction de la gravité. Cela implique que le cordon à l'arrière du bain devient plus important et remonte plus rapidement. Malgré la régulation de la tension, la figure 4.10 (a) semble montrer que l'électrode se rapproche de la surface libre. Ceci est confirmé par la mesure de tension extérieure qui est à 9,2 V contrairement au 9,5 V programmé sur le système de contrôle. Cela va entraîner une modification des lignes de courant et du transfert d'énergie de l'arc vers le bain.



(a) (b)

FIGURE 4.10 – (a) Capture d'une image en face arrière du bain de fusion en position verticale montante, (b) capture d'une image en face avant du bain de fusion en position verticale montante.

4.3.3.2.5 Conclusion

Dans cette section, l'observation *"in-situ"* de la dynamique du bain dans différentes positions a été analysée. Les géométries des surfaces libres dans chaque configuration semblent se diriger dans les mêmes directions que l'analyse faite au niveau numérique par Nguyen [34] sans apport de matière.

L'analyse des observations est néanmoins riche mais il est difficile de quantifier réellement pour la géométrie chanfrein étroit, quels phénomènes physiques dominent : tension de surface, gravité, flottabilité, etc. Dans la partie suivante, on va se baser sur des analyses post-mortem pour quantifier les différents phénomènes.

4.3.3.3 Analyse macrographique

La partie importante pour un soudeur est de s'assurer de l'intégrité de la liaison entre le cordon et les pièces à assembler. Pour accéder aux surfaces intérieures, une coupe macrographique est réalisée. La figure 4.11 présente une coupe macrographique dans la zone quasi-stationnaire des quatre positions de soudage. Ainsi, à partir de ces macrographies, différentes caractéristiques géométriques de la surface peuvent être extraites, telles que :

- les angles le long de la ligne triple (cf. section 1.4.4),
- la pénétration qui dépend de la position le long du chanfrein.
- le volume de métal déposé, etc.

Par ailleurs, la forme du cordon solidifiée peut donner des informations sur les différentes forces mises en jeu (pression capillaire, pression hydrostatique, gravité, etc.). Les angles seront donnés car on peut potentiellement faire le lien entre leur valeur et l'état de la pénétration dans la pièce.

Sur les figures 4.11, les dimensions de la zone fondue (en orange sur les figures) sont bien supérieures à la dimension du chanfrein étroit sans cordon (en bleu sur les figures). La surface de la zone en bleu doit être égale à la quantité de matière déposée. On remarque qu'il n'y a pas de caniveaux et que la ligne triple s'appuie bien sur les bords du chanfrein. Pour l'ensemble des essais, la largeur a une valeur d'environ 5,9 mm, ce qui correspond à la largeur du chanfrein étroit. Pour toutes les positions de soudage, le bain a bien pénétré dans le métal de base.

La figure 4.11 (a) présente une macrographie pour le soudage en *position à plat*. Le cordon est symétrique par rapport au centre du chanfrein. La fusion est quasiment identique au niveau des lignes triples. L'angle mesure environ 92° pour le bord de gauche et environ 94° pour le bord de droite. On peut rapprocher l'analyse de celle du chapitre 3.2.3.3 avec la création de deux vortex symétriques qui se sont formés sous l'influence de la thermo-capillarité (effet Marangoni). La surface libre du bain solidifié est concave dans un plan perpendiculaire au cordon dénotant une remontée du liquide le long du chanfrein. Cette remontée peut être due soit à la pression d'arc couplée à l'incompressibilité du liquide, soit à la fusion du chanfrein sur une partie haute puis une aspiration capillaire. La distance suivant la verticale entre le point le plus bas de la surface et le point de la ligne triple est de 1,09 mm.

La figure 4.11 (b) montre une macrographie en *position corniche*. Le bain a bien pénétré dans le métal de base, cependant on voit une légère asymétrie au niveau de la géométrie du cordon comme il avait été vu avec les caméras en cours de soudage. L'angle au niveau de la ligne triple à gauche est d'environ 105° et d'environ 94° à droite. Cette valeur se rapproche des angles mesurés en position à plat. La surface libre du bain possède également une concavité avec une hauteur d'environ 0,65 mm entre le point bas et le point de la ligne triple.

La figure 4.11 (c) illustre une macrographie pour la *position verticale descendante*. Le bain semble symétrique avec des angles le long de la ligne triple de 95° à gauche et 96° à droite. La concavité de la surface libre du bain est plus prononcée que pour une position à plat (hauteur d'environ 1,48 mm). Cette observation peut venir du fait que le liquide tend à se diriger dans la direction de la gravité (sens de soudage). Donc, comme une plus grosse partie du liquide tend à se diriger sur l'avant du bain, la concentration de la phase plus chaude est sur l'avant, créant ainsi une zone fondue plus importante pouvant expliquer une hauteur des lignes triples plus importante. En se solidifiant, il y a la même quantité de matière (déposée) qui se solidifie mais sur une hauteur du point triple plus haute.

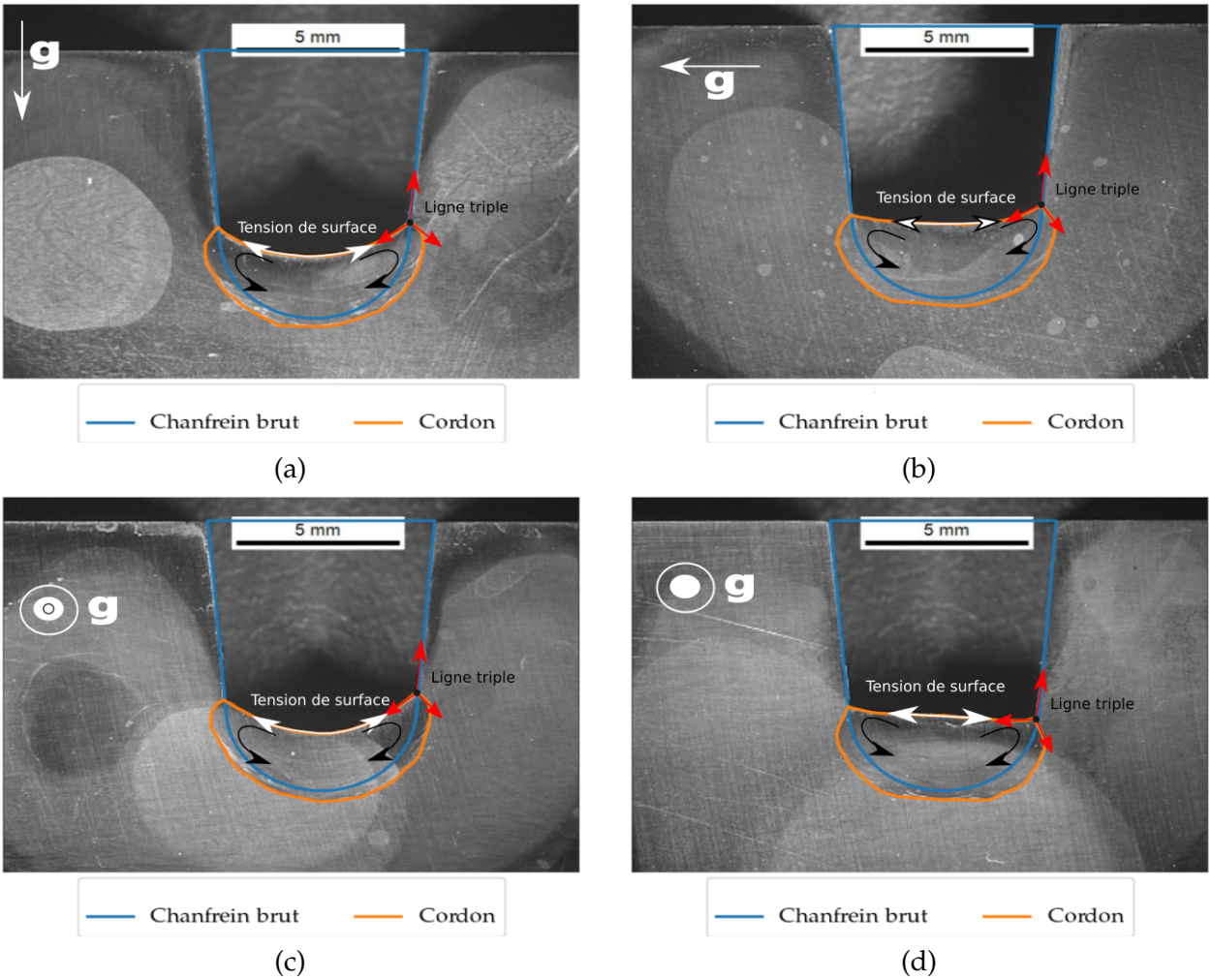


FIGURE 4.11 – Coupe macrographique avec différentes quantités à analyser ; (a) position à plat, (b) position corniche, (c) position verticale descendante, (d) position verticale montante. Le sens de soudage est toujours normal à l'image.

Cela mène nécessairement à une concavité plus importante.

Pour finir, la figure 4.11 (d) présente la macrographie pour la *position verticale montante*. On peut observer que la surface libre du bain ne présente quasiment pas de concavité. Les angles au niveau des lignes triples sont égales à 104° pour le bord de gauche et à 108° pour le bord de droite. On remarque que la ligne de fusion entre le solide et liquide présente deux "oreilles" signalant une forte accumulation de chaleur sur les cotés. Pour cette position, le liquide se déplace dans la direction de la gravité comme observé avec les caméras. Pour ces conditions, la hauteur de fusion ou de position des lignes triples est moins importante. Couplé à la solidification, une "masse" de liquide est plus importante sur l'arrière du bain créant ainsi une surface plus plate du cordon.

Un point intéressant est que les tendances observées avec les caméras pendant le procédé sont confirmées par les macrographies. On a également donner quelques liens entre les dimensions des cordons, en particulier la hauteur des lignes triples, et la forme du cordon qui ressemble globalement à une calotte cylindrique mais concave due à la géométrie du bain fondue le long des parois du chanfrein.

Cette première étude montre que les effets liés à la surface libre jouent un rôle important en fonction de la position. Les effets liés à la flottabilité ou à la gravité n'ont pas la même influence suivant la position de soudage et c'est ce qui sera caractérisé dans la partie suivante.

4.3.3.4 Caractérisation des effets

Dans cette partie, on va quantifier les phénomènes présentés dans la partie précédente : tension de surface, pression hydrostatique et la flottabilité. La même démarche qu'au chapitre 3 sera utilisée en s'appuyant sur la surface libre du cordon identifié sur les macrographies. Le rayon de courbure est calculé au milieu de la surface (voir figure 4.12). On remarque que pour les essais qui ont une surface libre symétrique, la surface créée avec l'arc de cercle approche correctement la forme du cordon. Pour la position en corniche, la surface du cordon n'est plus symétrique et un rayon de chaque coté doit être estimé (valeur à gauche, valeur à droite). Pour quantifier la qualité de l'hypothèse, on trace les erreurs d'approximation d'un rayon constant le long du contour sur la figure 4.13. On remarque que globalement les approximations sont bonnes avec moins de 5% d'erreur. Les valeurs des rayons approchés sont répertoriées dans le tableau 4.2.

Essai	Rayon (mm)
Plat	4.4
Corniche droite	3.1
Corniche Gauche	10.1
Verticale descendante	3.4
Verticale Montante	51.1

TABLE 4.2 – Rayons identifiés pour la surface du cordon dans les différentes configurations.

A partir de ce rayon, on peut calculer la pression capillaire suivant l'équation de Laplace 1.12. La partie d'estimation de la pression hydrostatique se fait avec l'équation $\Delta p = \rho g \Delta z$ où Δz est la distance entre le point le plus haut de la partie liquide et le point le plus bas. Quand la gravité est dans le plan de la macrographie, on peut facilement estimer cette valeur. Par contre, pour les positions verticales (montante et descendante), la gravité est dans le plan de coupe : il est plus compliqué d'estimer cette valeur car il faudrait avoir une vue en trois dimensions de la surface libre. Pour ces positions, on prend alors la longueur du bain donné dans le tableau 4.4.

Essai	Pression cap gauche Pa	Pression cap droite Pa	Δp Pression hydro Pa
Plat	404.8	-	70
Corniche	160	510	410
Descendante	495.1	-	585
Montante	31.2	-	550

TABLE 4.3 – Calcul des pressions capillaires et hydrostatiques au niveau de la ligne triple.

Les résultats du tableau 4.3 montrent que la pression hydrostatique joue un faible rôle dans la position à plat par rapport à la pression capillaire. Par contre, pour les autres positions, les deux pressions ont le même ordre de grandeur. Pour les positions verticales, il est difficile de vraiment comparer car il manque l'information du rayon de courbure dans la direction de la gravité. Pour l'essai en corniche, on remarque que la somme de la pression capillaire et de la pression hydrostatique semble quasiment constante ($410 + 160 \approx 510$). Cela indique qu'en prenant le phénomène de gravité

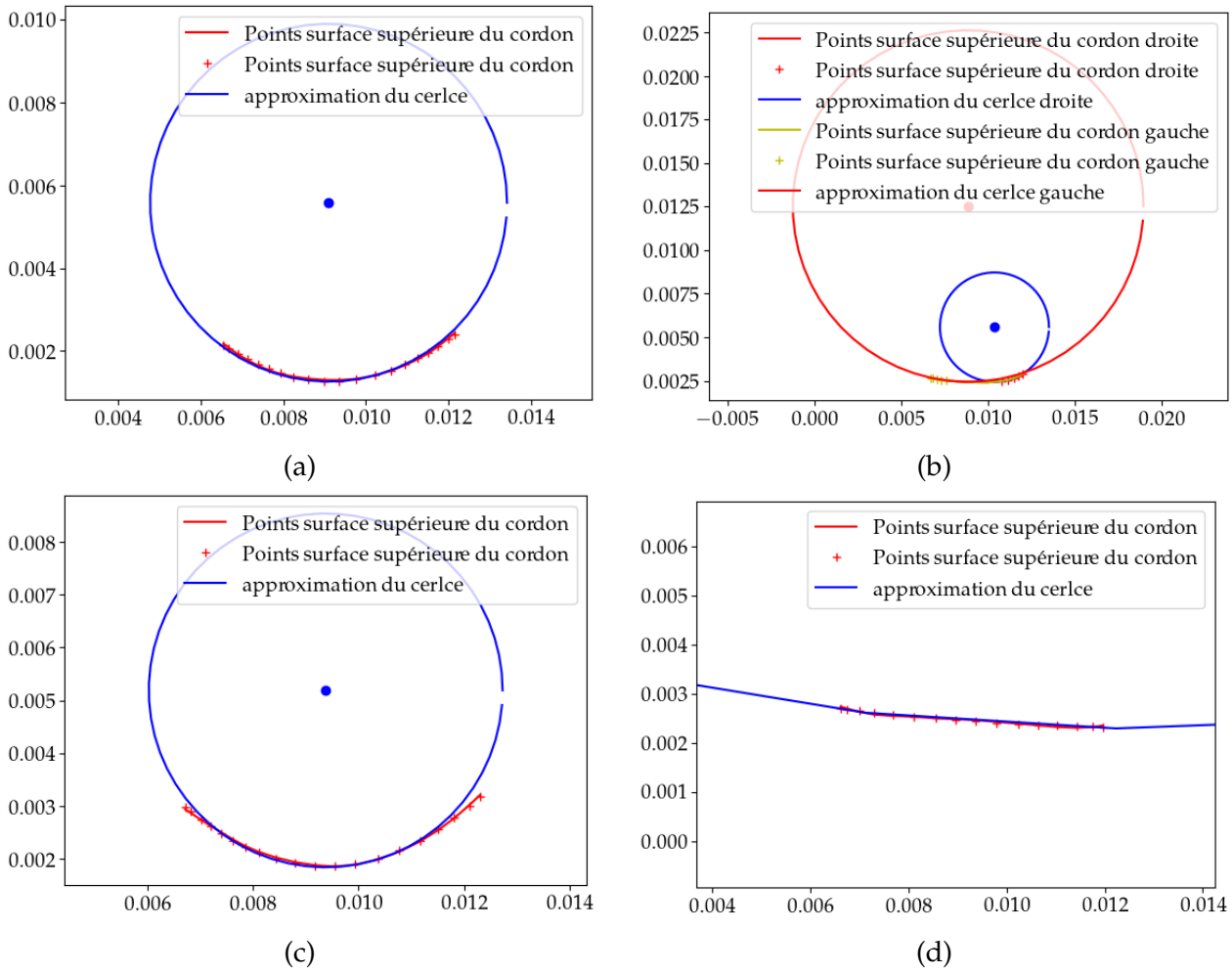


FIGURE 4.12 – Approximation d'un passe de cercle sur la surface libre du bain de fusion ; (a) position à plat, (b) position corniche, (c) position verticale montante, (d) position verticale descendante.

et de tension de surface, la prédiction de la géométrie de cette surface pourrait être réalisée.

Un autre facteur important est l'effet de la flottabilité qui a tendance à faire remonter les parties de liquide plus chaudes dans la direction opposée à la gravité. On sait également que si ce nombre excède 10^5, l'écoulement peut devenir turbulent [105]. Pour estimer son influence, le nombre de Rayleigh peut être calculé :

$$Ra = \frac{\rho g \beta \Delta T L_c^3}{\nu \alpha} \tag{4.1}$$

Avec ρ la masse volumique, g l'accélération de pesanteur, β la dilatation thermique volumique, L la longueur du domaine analysé dans la direction de la gravité, μ la viscosité dynamique, α la diffusivité thermique et ΔT la différence de température entre le point le plus chaud et le point le plus froid. Cette valeur est fixée, en fonction de simulations présentes dans la littérature, à 1200 K [131]. Les coefficients matériaux sont récapitulés dans le tableau 2.2 du chapitre 2. Le point important est la longueur caractéristique L_c. Pour chaque essai, la longueur choisie pour le calcul est donnée dans le tableau 4.4.

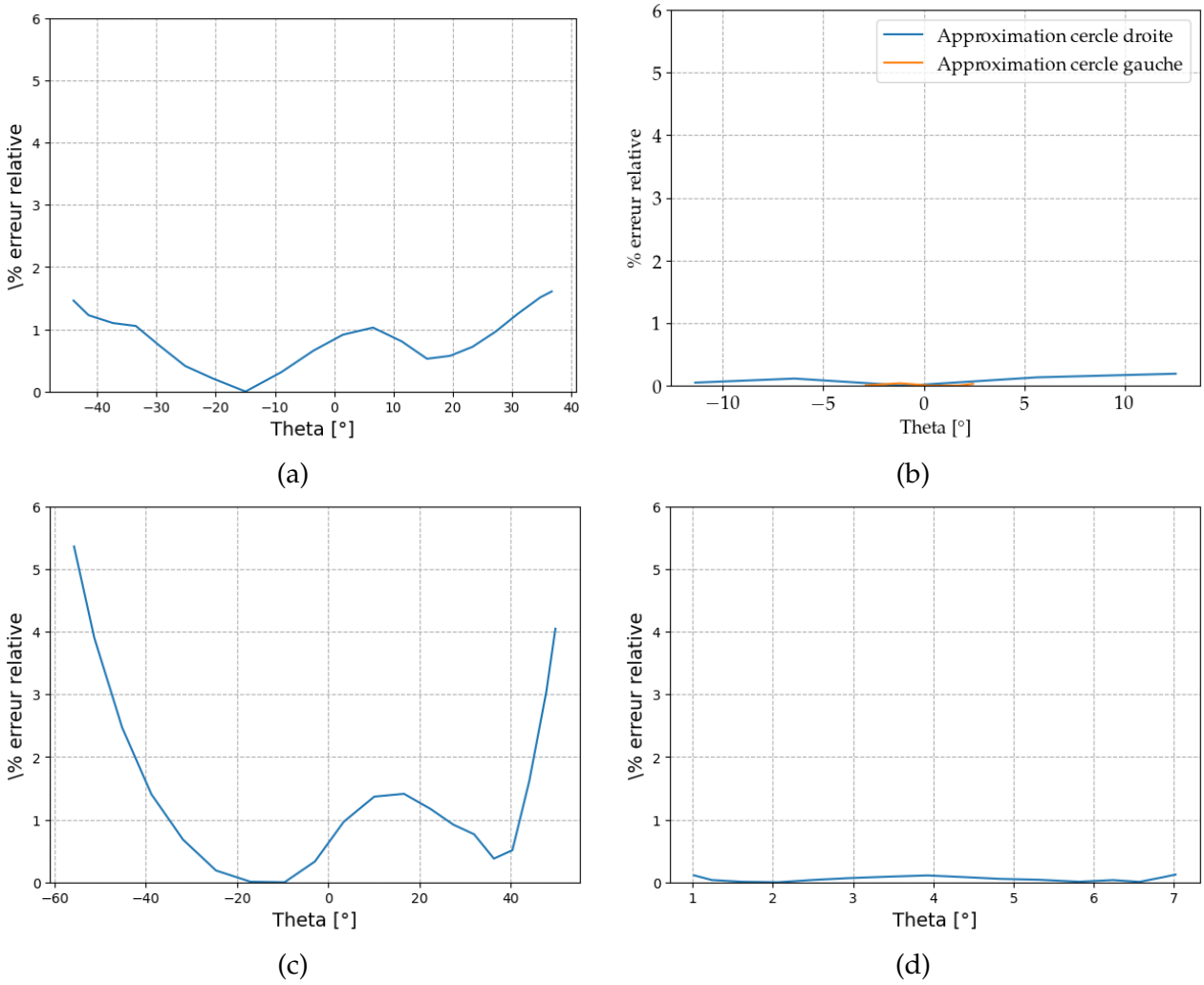


FIGURE 4.13 – Pourcentage de l'erreur relative du rayon du cercle entre expérimental et théorique ; (a) position à plat, (b) position corniche, (c) position verticale descendante, (d) position verticale montante.

D'autre part, afin de visualiser l'effet de la tension de surface par rapport à la gravité, on va également calculer le nombre de Bond :

$$Bo = \frac{\rho g L_c^2}{\sigma} \tag{4.2}$$

avec ρ la masse volumique, g l'accélération gravitationnelle, L_c la longueur caractéristique (dans la direction de la gravité) et σ la tension superficielle. La longueur caractéristique est égale à la distance du bain dans la direction de la gravité. A plat, cela correspond à la profondeur du bain, en corniche, à la largeur du bain et pour les soudages en verticale, les longueurs de bain. Le tableau 4.4 répertorie les longueurs caractéristiques et les nombres adimensionnels correspondants aux différentes positions.

Une fois de plus, on se rend compte que les phénomènes sont de différents ordres et peuvent parfois se combiner. Pour la position à plat, on se rend compte du faible rôle de la gravité par rapport à la tension de surface. On voit également que la faible profondeur de bain induit un faible effet de la force de flottabilité. Pour les trois autres positions, il n'est pas évident de choisir la longueur caractéristique pour la forme complexe du bain. On a décidé de prendre la longueur dans la direction de la gravité. Dans ces conditions, on remarque que la gravité mais également le nombre de Rayleigh sont

Essai	Longueur mm	Largeur	Profondeur	L_c	Bo	Ra
Plat	8.4	5.9	2.	2.	0.17	1950
Corniche	8.6	5.9	2.	5.9	1.5	50000
Descendante	8.3	5.9	2.	8.3	3.	140000
Montante	7.8	5.9	2.	7.8	3.	130000

TABLE 4.4 – Longueurs caractéristiques du bain données en mm et nombres adimensionnels pour chacune des positions.

importants. Cela confirme ce qui était observé par les caméras avec des niveaux de gris fluctuant sur la surface libre de bain semblant indiquer de la turbulence. De plus, un nombre de Bond inférieur à 1 traduit les effets d'équilibre entre les forces de gravité et la tension de surface (dans ce cas, la tension de surface l'emporte sur la force de pesanteur). En revanche, pour un nombre de Bond supérieur à 1, la force de pesanteur est prépondérante par rapport à la tension superficielle qui n'est pas suffisante pour maintenir le bain liquide ; celui-ci peut s'effondrer sous son propre poids. Les valeurs présentées dans le tableau 4.4 illustrent bien qu'en soudage en position corniche, verticale montante et descendante la gravité impacte le bain de fusion.

Dans cette partie, on s'est focalisés sur les positions de soudage. Comme pour le chapitre 3, la prédiction du comportement du bain liquide demeure encore difficile aujourd'hui, en particulier quand on perd des symétries au niveau géométrique. C'est ce qui sera étudié dans la partie suivante.

4.4 L'intelligence Artificielle pour la détection de dérives en cours d'opération de soudage

4.4.1 Introduction

Les dérives présentes durant une opération de soudage peuvent être de différentes natures. Un apport de chaleur trop conséquent peut entraîner un effondrement du bain de fusion lors de l'assemblage de tôles minces. Cette dérive peut également être due à un mauvais accostage de l'assemblage qui peut entraîner une déviation du bain de fusion.

L'assemblage de pièces de grandes dimensions demande le suivi précis du fond de chanfrein qui n'est pas toujours aisé. Les figures 4.14 (a) et (b) présentent un schéma de l'influence de la position du tungstène dans le chanfrein étroit. Une modification de la position du tungstène entraîne une modification des lignes de courant, allant de la cathode à l'anode. L'arc électrique cherche la distance la plus courte et la partie fondue se trouve alors décalée créant un cordon qui n'est plus symétrique. Les figures 4.14 (c) et (d) montrent une observation *in-situ* avec et sans décalage de l'électrode. Sur la figure 4.14 (d), l'électrode est décalée de 0.6 millimètres par rapport au centre du chanfrein. L'arc est clairement décalé et on a l'impression que le décalage modifie légèrement l'angle de mouillage du coté du décalage. Les coupes macrographiques des figures 4.14 (e) et (f) montrent la modification du cordon. Sur la figure 4.14 (e), le cordon semble symétrique et possède la même fusion de part et d'autre des bords du chanfrein. En revanche, la macrographie 4.14 (f), on peut remarquer que le bain est décalé du coté où le tungstène est décalé. Malgré ce décalage important, on remarque que le cordon s'appuie toujours sur les bords du chanfrein.

Pour mettre en évidence l'effet cumulatif, un essai avec un décalage programmé de 1 mm a été réalisé sur la première passe. Pour cette première passe, la détection de contour a été mise en œuvre afin de quantifier le comportement du bain lors de ce décalage. Le graphe de la figure 4.15 (a) représente la distance entre l'électrode de tungstène et l'extrémité du cordon mouillant sur le bord du chanfrein. On rappelle que les caméras sont liées au poignet du robot. La figure 4.15 (a) montre des

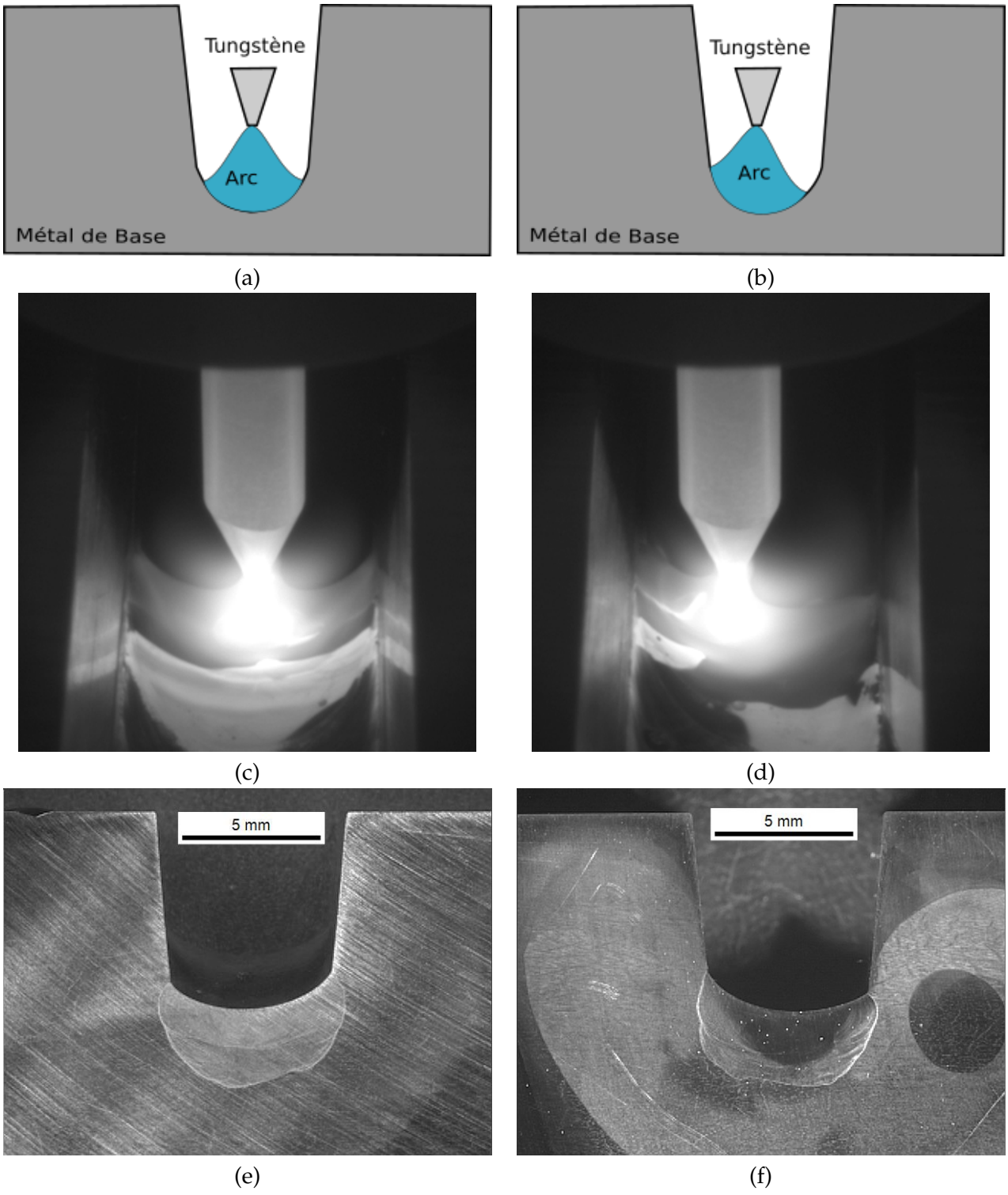
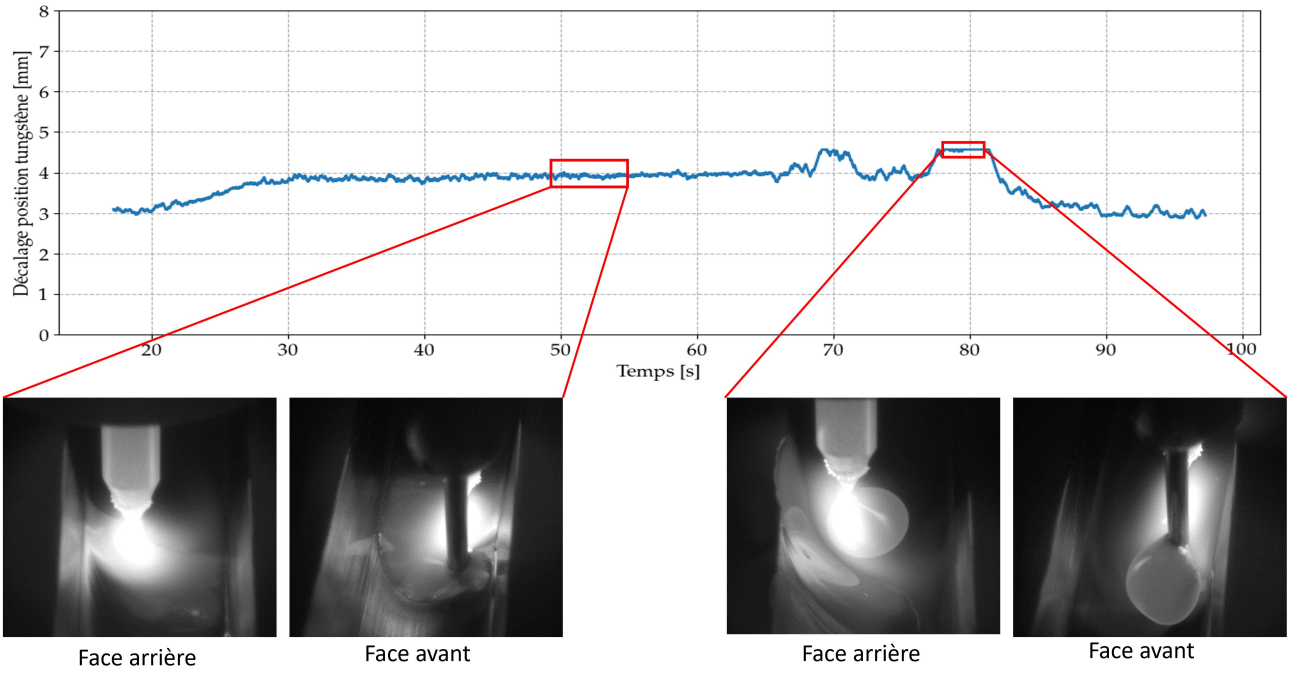


FIGURE 4.14 – (a) Schéma du transfert d'énergie de l'arc dans un chanfrein étroit centré, (b) schéma du transfert d'énergie de l'arc dans un chanfrein étroit décalé sur la gauche. (c) Capture d'une image en face arrière du bain de fusion sans décalage, (d) capture d'une image en face arrière du bain de fusion lors d'un décalage de 0.6mm. (e) Macrographie du cordon lors d'une opération linéaire, (f) macrographie du cordon lors d'un décalage du tungstène.

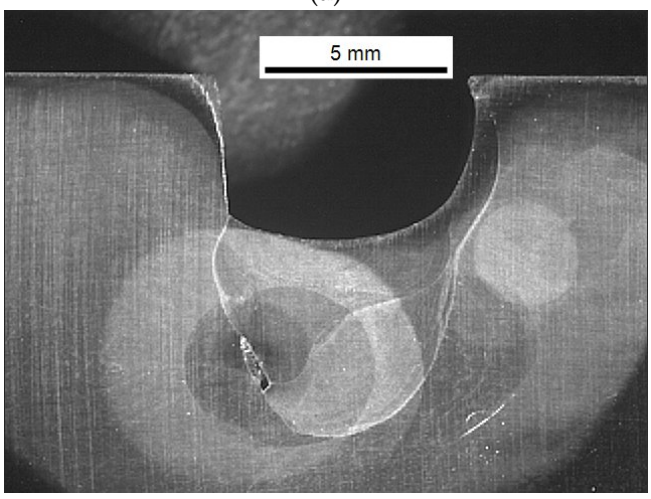
observations lors du décalage. Les premières images montrent que le dépôt se déroule de manière continue. La mesure de la distance est alors relativement constante. Les images suivantes montrent

que le transfert est modifié et qu'une grosse goutte se forme. Elle risque alors d'être aspirée d'un coup et perturber ainsi la continuité du cordon. Au niveau de la distance mesurée avec les contours, on remarque que la mesure devient un peu plus chaotique. Sur les images, on observe que le bord du chanfrein a beaucoup plus fondu sur cette première passe. Une légère pollution de l'électrode est visible.

Après ce premier cordon, on a réalisé un deuxième cordon centré sur ce premier cordon. La figure 4.15 (b) montre la macrographie du cordon. Un manque de fusion en pied de cordon est identifié.



(a)



(b)

FIGURE 4.15 – (a) Exemple de résultat suite à l'étude des limites du décalage de torche de soudage dans le chanfrein étroit, (b) coupe macrographique pour cette configuration lors du soudage de la deuxième passe.

Dans cette introduction, on a vu qu'il y avait une relation entre la position de l'électrode et le comportement du bain. L'objectif des parties suivantes est de mettre en place une méthode permettant de déterminer la valeur de la position de l'électrode par rapport au centre du chanfrein grâce à

l'observation du bain. On cherche alors à déterminer la position programmée sur le robot en fonction de l'observation du bain sur les images. Cela a deux objectifs. Le premier est de détecter un décalage en fond de chanfrein et le second est de permettre la mise en place d'une boucle de rétroaction.

Un revue succincte des méthodes de régression sera d'abord détaillée. Ensuite, un domaine paramétrique sera défini avec des décalages de la torche dans l'intervalle 0 et 0.6 millimètres qui servira de base d'apprentissage (cf. section 4.5). Ce choix du domaine permet de pouvoir construire un modèle de régression qui permet d'estimer les dérives dans un domaine de variation assurant la continuité du cordon. Finalement, des essais avec des valeurs de décalage seront utilisés pour déterminer la robustesse de la prédiction.

4.4.2 Méthodes de contrôle par régression

Dans cette section, différents algorithmes de régression couplés aux données issues des capteurs vont être présentés [33, 123, 147].

Dans [123], les auteurs ont proposé une méthode basée sur une régression basée sur différentes méthodes. Cette méthode est utilisée pour surveiller la composition du plasma induit par le procédé laser en fabrication additive. Deux caractéristiques différentes du plasma induit par laser ont été utilisées pour entraîner le modèle : le rapport d'intensité de ligne spectrale et l'intensité spectrale intégrée. Parmi tous les algorithmes, la méthode à vecteur de support donne les meilleurs résultats. La figure 4.16 présente un exemple de résultat de prédiction pour la composition du plasma lors d'un soudage d'alliages d'aluminium. On peut remarquer que par rapport à la concentration nominale obtenue par calibration, les résultats de prédiction ont la même tendance, avec une légère fluctuation autour de la valeur. Les résultats montrent que la méthode SVR a une bonne performance en raison des données linéairement séparables dans un espace à grandes dimensions.

Dans [147], les auteurs ont également développé un système de détection de déviation de la trajectoire du faisceau à partir d'images acquises avec une caméra rapide lors d'une fabrication additive sur lit de poudre. En couplant les images et un algorithme de régression, ils ont pu extraire la déviation du faisceau. Les résultats de comparaison entre l'écart détecté et l'écart réel sont illustrés sur la figure 4.17.

Chen *et al.* [33] ont travaillé sur le procédé de soudage TIG surveillé par une caméra coté arc. Les auteurs ont utilisé une régression linéaire et des arbres de décision de régression afin de prédire la largeur du bain en face arrière lors d'une variation de courant. Les résultats ont montré que la régression linéaire avait de moins bons résultats que les arbres de décision mais ont néanmoins une bonne tendance (cf. figure 4.18).

Cette étude succincte de la littérature a montré que les modèles de régression permettent d'estimer des valeurs de caractéristiques physiques au cours du procédé. Dans la partie suivante, on va détailler les phases d'apprentissage d'un modèle de régression.

4.4.3 Présentation du modèle de régression

La régression [12, 106] est une méthode d'apprentissage supervisé (cf. section 3.3.2). Cet algorithme de régression est très largement utilisé et facile à interpréter. La régression a pour objectif de prédire une sortie à valeur réelle (également appelée variable cible : Y) par le moyen d'un vecteur de données d'entrée à valeur réelle (variable X). Si l'entrée est unidimensionnelle, le modèle est alors modélisé par l'équation linéaire 4.3 qui met en relation l'entrée et la sortie.

$$f(x) = ax + b \tag{4.3}$$

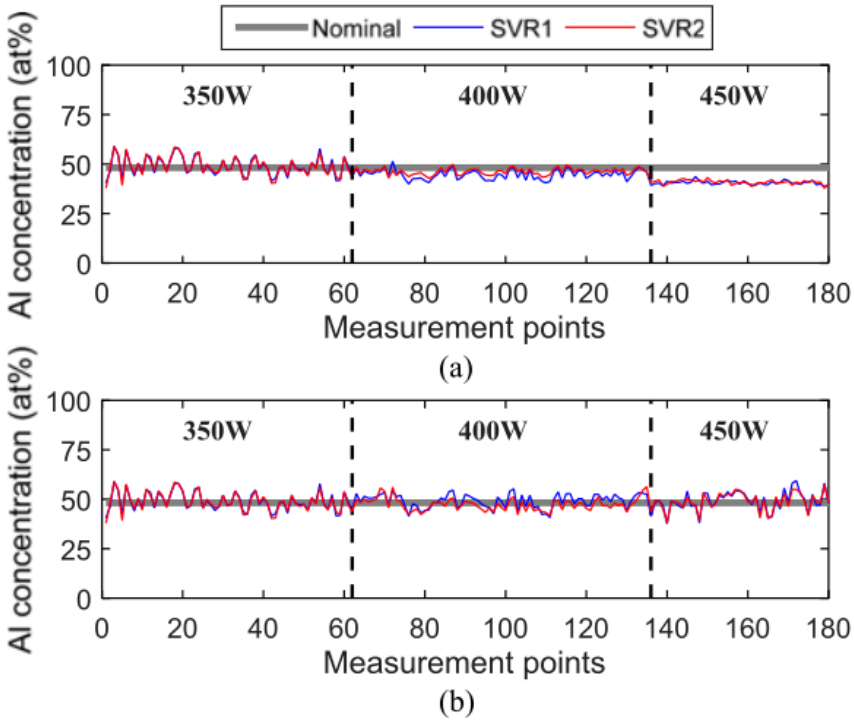


FIGURE 4.16 – Mesure de la concentration en temps réel en utilisant (a) le SVR traditionnel et (b) un SVR conditionné par les paramètres de fonctionnement sous différentes puissances laser.

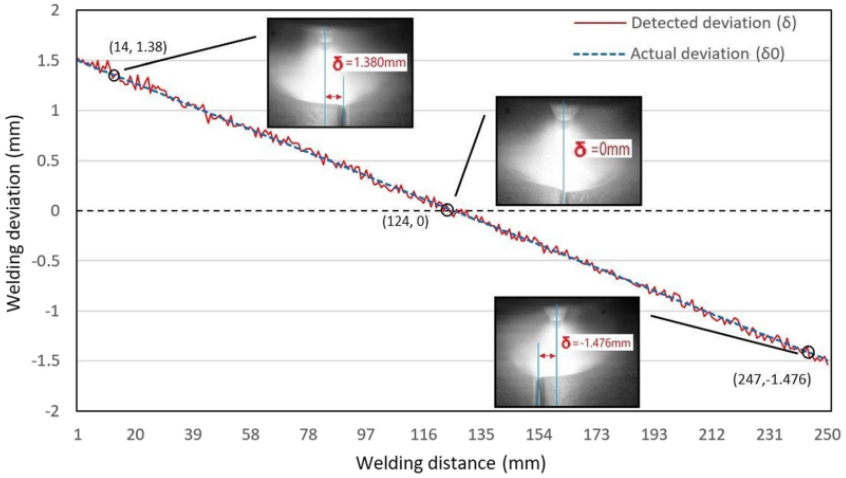


FIGURE 4.17 – Comparaison entre les écarts détectés et les écarts réels.

Avec b = l'ordonnée à l'origine et a = la pente. L'objectif de la régression est de trouver les meilleures valeurs a et b pour minimiser une fonction de coût. La méthode des moindres carrés est généralement utilisée. La fonction coût est la somme des carrés des écarts entre une donnée expérimentale (y_{mes}) et sa prédiction $f(x_{mes})$. On cherche alors à minimiser la fonction coût pour a et b. La figure 4.19 (a) présente une régression linéaire. Les lignes verticales indiquent les résidus entre la valeur de sortie observée pour chaque entrée (cercle bleu) et sa valeur prédite (croix orange). La

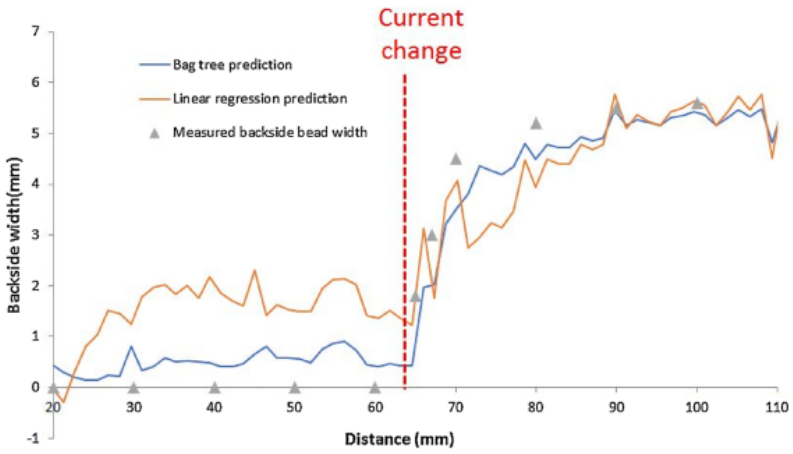
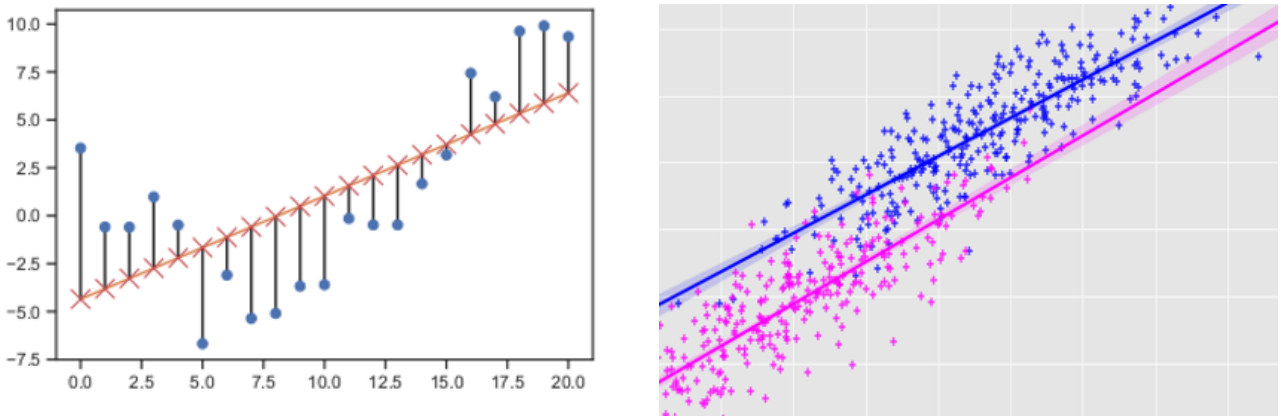


FIGURE 4.18 – Prédiction de la largeur du bain de fusion en face arrière.

meilleure droite est celle qui minimise la somme des écarts. Par ailleurs, si l'entrée est multidimensionnelle, la méthode est appelée régression linéaire multiple (cf. figure 4.19 (b)) où l'on cherche à déterminer chaque composante de la matrice entre Y et X. L'algorithme de détermination des coefficients est très générale et peut s'adapter à la détermination de fonction plus complexe comme des fonctions quadratiques ($Y = A.X^2 + B.X + C$).



(a) (b)

FIGURE 4.19 – Régression simple qui consiste à minimiser la somme des résidus au carré, (b) régression multiple [46].

Comme présenté dans la section 3.3.2, après cette phase d'entraînement sur des données expérimentales, une phase de test est réalisée pour valider la performance du modèle choisi.

Dans cette étude, les caractéristiques géométriques du contour du bain de fusion (cf. section 2.5.1.3) sont utilisées en entrée des modèles pour prédire la position du robot de soudage par rapport au fond du chanfrein. Un modèle va être mis en place avec différentes bases de données d'entraînement 4.5. Le caractère prédictif des modèles construits seront introduits en section 4.5.1 et 4.5.2.

4.5 Structure de la base de données d'apprentissage

La base de données d'apprentissage pour les modèles s'appuiera sur des essais réalisés avec des programmes sur le robot dans lesquels on décalera la position de l'électrode. Les décalages se feront principalement à gauche tous les 0.2 mm (voir le tableau 4.5) jusqu'à 1 mm. Au niveau de l'instrumentation, les images issues de la caméra de devant seront traitées afin d'obtenir le contour de la partie liquide. Chaque essai correspond à une ligne de fusion pour laquelle 2500 images sont acquises. Pour s'assurer de la symétrie de positionnement du robot, un essai avec un décalage à droite a été réalisé.

Ma	Décalage	Nombre d'échantillons
1	pas de décalage	2500
2	décalage de 0.2 mm à gauche	2500
3	décalage de 0.3 mm à gauche	2500
4	décalage de 0.4 mm à gauche	2500
5	décalage de 0.6 mm à gauche	2500
6	décalage de 1.0 mm à gauche	2500
7	décalage de 0.6 mm à droite	2500

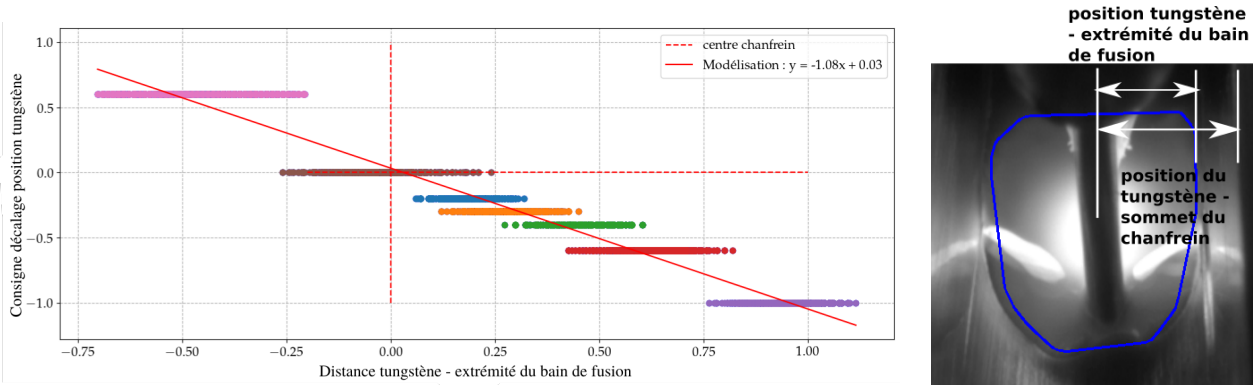
TABLE 4.5 – Présentation des essais réalisés afin de créer différentes bases de données d'apprentissage.

Pour faciliter la lecture et la représentation de chaque catégorie présentes dans la base de données, un acronyme et la valeur du décalage programmé sont utilisés. Par exemple, pour le mode opératoire, soudé avec un décalage de 0.6 mm à gauche, la désignation du label dans l'apprentissage supervisé sera NGT1_-0.6 (Narrow Gap TIG campagne numéro 1 : soudé avec un décalage de 0.6 mm à gauche).

Pour mieux visualiser le type de données obtenu au cours d'un essai, on décide d'extraire une donnée du contour. Celle-ci correspond à la distance la plus grande entre la position de l'électrode et un point du contour suivant la direction perpendiculaire au soudage (figure 4.20 (b)). La figure 4.20 (a) représente les nuages de points pour cette distance pour chaque valeur programmée. Les points sont colorés en fonction du décalage programmé pour la ligne de fusion. Chaque opération a le même nombre d'échantillons (2500 observations) afin d'équilibrer les différentes classes de la base de données. Pour la représentation de la figure 4.20 (a), on a choisi de représenter uniquement la distance entre l'électrode et le bord du chanfrein mais on aurait pu prendre toutes les caractéristiques géométriques issues du traitement de contour 2.5.1.3.

Pour un décalage donné, on remarque que la plage de variation du bain est importante. Par exemple pour un essai sans décalage, on voit que la position estimée à partir du contour varie entre -0.28 et 0.25 mm environ. Cela est principalement dû aux oscillations inhérentes du bain liquide. Globalement, il y a un lien linéaire entre la caractéristique associée et la position programmée. Une régression linéaire est réalisée sur l'ensemble des points. Le coefficient directeur est proche de 1 et valide le fait que la caractéristique géométrique peut représenter la position de l'électrode. La droite ne passe pas par l'origine. Ce qui signifie qu'il y a une dissymétrie entre la droite et la gauche. Cela peut provenir du fait que le bain ne se comporte pas tout à fait de la même manière des deux cotés ou que le robot ne se positionne pas exactement à la côte programmée. Pour le bain, cela peut être dû à un léger angle de l'entrée du fil d'apport ou de l'orientation de la torche par rapport à la pièce. Pour le robot, cela peut être dû, soit aux jeux dans les liaisons, soit à la composition des mouvements des différents axes. Pour ce dernier, on rappelle que le fabricant du robot assure une position à 0,1 mm.

Au vu de la tendance linéaire observée en figure 4.20 une méthode simple est testée. On se basera sur une régression linéaire multiple basée sur les caractéristiques du contour en entrée (au nombre



(a) (b)

FIGURE 4.20 – (a) Résultats de la distance tungstène - extrémité du bain de fusion lors des calages du tungstène, (b) définition distance position tungstène - extrémité du bain de fusion et distance position tungstène sommet du chanfrein pour vérification.

de 10) pour déterminer la position programmée de la torche. On cherche alors à identifier A et B de l'expression $Y = A.X + B$. D'autres méthodes plus complexes, comme celles introduites dans la section 4.4.2, pourraient être envisagées, en particulier si on sort du domaine de la base de données.

Dans le chapitre 3, une méthode de validation croisée a été mise en œuvre pour s'assurer que le modèle représente correctement les différentes classes. Dans cette partie, on va définir cinq bases de données pour tester la robustesse du modèle. La différence entre les différentes bases de données pour l'apprentissage provient des essais qui sont choisis pour entraîner le modèle.

4.5.1 Décalage du tungstène dans les deux directions

Une première base de données est construite à partir de trois modes opératoires (1, 5 et 7 (cf. tableau 4.5)) avec des positions programmées sur le robot ou la position du tungstène différentes. Comme précédemment, une représentation avec une seule caractéristique géométrique (distance tungstène - extrémité du bain de fusion) parmi les dix a été choisie et est illustrée en figure 4.21.

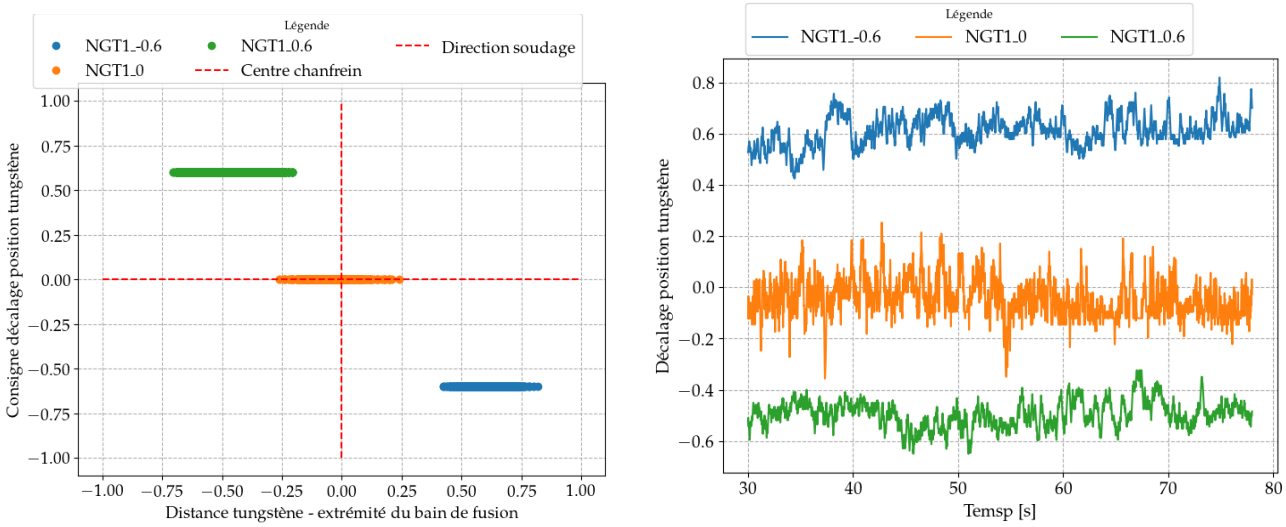
Le modèle (ML1) sera entraîné avec en entrée les caractéristiques géométriques du bain de fusion pour trois classes (Ma1, Ma5 et Ma7) et en sortie la position de la trajectoire du robot (0 mm, -0.6 mm, 0.6 mm). Le tableau 4.6 récapitule les données injectées dans le modèle de ML. La précision du modèle de régression est bonne et permet de conclure que le modèle est suffisamment robuste afin d'être utilisé pour prédire certaines configurations.

Les coefficients de l'entraînement A_1 et B_1 et l'importance des différentes entrées sont donnés dans l'annexe D. Pour cette première minimisation, on remarque que les deux premières caractéristiques géométriques ont le plus d'influence. Il faut également remarquer que les aires à gauche et droite de l'électrode ont une influence non négligeable.

L'avantage de cette base de données est que le domaine de validité est large et permet de prendre les éventuelles dissymétries dues aux conditions opératoires.

4.5.2 Décalage du tungstène dans une direction

Quatre bases de données sont construites à partir des six premiers modes opératoires présentés dans le tableau 4.5.



(a) (b)

FIGURE 4.21 – (a) Présentation de la base de données d'entraînement pour un décalage du tungstène dans les deux directions (distance tungstène - extrémité du bain de fusion), (b) présentation de la distance tungstène - extrémité du bain de fusion au cours du temps.

Base de données	Ma	Données d'entrée : Caractéristiques géométriques du bain de fusion	Sortie du modèle	Précision
1	Ma1	pas de décalage	NGT1_0	99.8%
	Ma5	décalage de 0.6 mm à gauche	NGT1_-0.6	
	Ma7	décalage de 0.6 mm à droite	NGT1_0.6	

TABLE 4.6 – Présentation des opérations de soudage dans la première base de données d'apprentissage avec la performance du modèle de régression linéaire.

Les quatre bases de données (2, 3, 4, 5) qui serviront d'entraînement aux modèles ML (ML2, ML3, ML4, ML5) à partir des caractéristiques géométriques du bain de fusion sont illustrées dans le tableau 4.7. Pour ces bases de données d'apprentissage, les précisions des modèles de régression ont une performance très satisfaisante.

Les bases de données bénéficient de plus ou moins de points de mesures. Les différents coefficients A_i, B_i obtenus lors de l'entraînement sont également donnés dans l'annexe D. Comme pour la première base de données, on remarque dans l'annexe que l'influence des deux premières caractéristiques est plus importante.

4.6 Mise en place des méthodes de contrôle : régression

4.6.1 Essais pour la prédiction

Dans cette partie, les modes opératoires de soudage sont introduits pour tester la capacité du modèle de régression à prédire la position du tungstène grâce aux observations. Des positions connues de la trajectoire sont programmées pour artificiellement représenter des dérives lors de l'opération de soudage. Cinq opérations de soudage (voir tableau 4.8) sont réalisées afin de tester le caractère prédictif des modèles de régression obtenus dans la partie précédente (ML1, ML2, ML3, ML4, ML5).

Base de données	Ma	Données d'entrée : Caractéristiques géométriques du bain de fusion	Sortie du modèle	Précision
2	Ma1	pas de décalage	NGT1_0	99.5%
	Ma5	décalage de 0.6 mm à gauche	NGT1_-0.6	
3	Ma1	pas de décalage	NGT1_0	99.6%
	Ma3	décalage de 0.3 mm à gauche	NGT1_-0.3	
	Ma5	décalage de 0.6 mm à gauche	NGT1_-0.6	
4	Ma1	pas de décalage	NGT1_0	98.8%
	Ma2	décalage de 0.2 mm à gauche	NGT1_-0.2	
	Ma3	décalage de 0.3 mm à gauche	NGT1_-0.3	
	Ma4	décalage de 0.4 mm à gauche	NGT1_-0.4	
5	Ma1	pas de décalage	NGT1_0	99.4%
	Ma2	décalage de 0.2 mm à gauche	NGT1_-0.2	
	Ma3	décalage de 0.3 mm à gauche	NGT1_-0.3	
	Ma4	décalage de 0.4 mm à gauche	NGT1_-0.4	
	Ma5	décalage de 0.6 mm à gauche	NGT1_-0.6	

TABLE 4.7 – Présentation des opérations de soudage pour quatre bases de données d'apprentissage avec la performance du modèle de régression linéaire.

Les essais sont présentés dans le tableau 4.8. Les essais de 1 à 5 permettent de tester les modèles dans le domaine définissant la base de données. Les essais 4 et 5 imposent une valeur en dehors du domaine de variation et ainsi étudier le caractère extrapolant de l'algorithme (dehors du domaine).

Essai pour prédiction	Opération de soudage
1	position initiale (pas de décalage) décalage de 0.6 mm à gauche décalage de 0.6 mm à droite retour à la position initiale (pas de décalage)
2	position initiale (pas de décalage) décalage de 0.2 mm à gauche retour à la position initiale (pas de décalage)
3	position initiale (pas de décalage) décalage de 0.4 mm à gauche retour à la position initiale (pas de décalage)
4	position initiale (pas de décalage) décalage de 0.6 mm à gauche retour à la position initiale (pas de décalage)
5	position initiale (pas de décalage) décalage de 1.0 mm à gauche retour à la position initiale (pas de décalage)

TABLE 4.8 – Présentation des opérations de soudage pour la formation de cinq bases de données de prédiction afin de tester le caractère prédictif de la régression linéaire implémentée.

Tout d'abord, le premier essai correspond à une modification de la position du tungstène dans les deux directions comme présentée sur la figure 4.22. En position initiale, la torche ne présente pas de

décalage. Puis à un instant, la torche est décalée sur sa gauche puis sur sa droite. En fin d'opération, la position de la trajectoire du robot revient à la position initiale. Sur les images du bain de fusion, illustrées sur la figure 4.22, on observe que le décalage est inversé. Cela vient de la position de la caméra qui permet l'observation de la face avant du bain de fusion. Avec cet essai, les trois classes (Ma1, Ma5 et Ma7) (cf. section 4.5.1) pourront être testées.

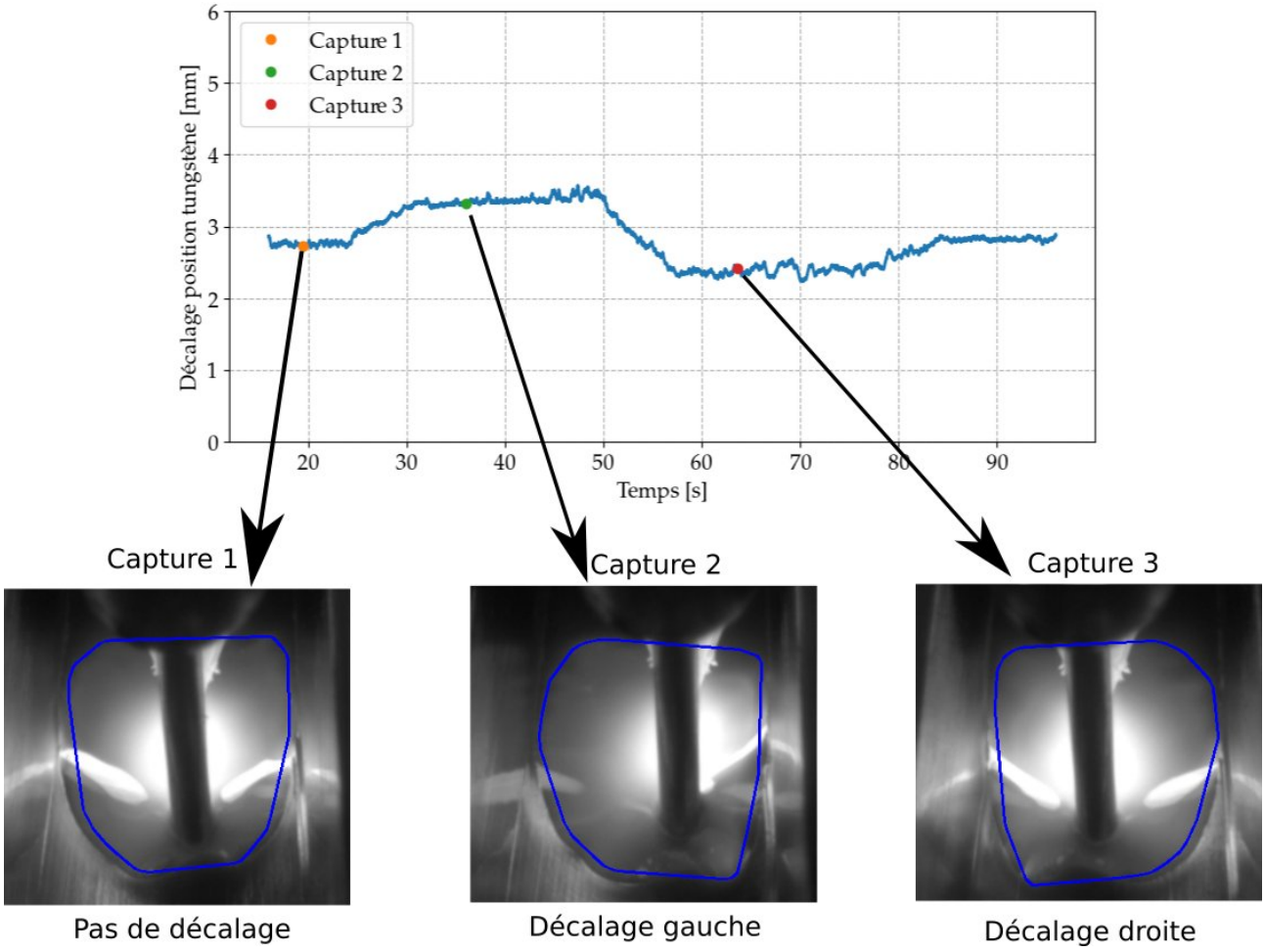


FIGURE 4.22 – Exemple du résultat de la distance tungstène - extrémité du bain de fusion pour l'opération de prédiction du modèle utilisé. Les images illustrées sont acquises par la caméra avec le champ de vision de la face avant.

Le deuxième essai correspond à une modification de la position du tungstène dans une direction. En position initiale, la torche ne présente pas de décalage. Puis un décalage de la torche de 0.2 mm est effectué avant de revenir à la position initiale. Pour le troisième, quatrième et cinquième essai, la direction de la trajectoire de l'électrode est similaire à l'essai numéro 2 mais avec des décalages de 0.4 mm, 0.6 mm et 1 mm respectifs. Dans la section suivante, les prédictions au cours du temps pour ces essais seront réalisés grâce aux modèles ML1, ML2, ML3, ML4 et ML5.

Lors de ces différentes décalages, on peut observer une modification des lignes de courant de l'arc électrique sur le bord de chanfrein entraînant une modification du transfert de masse du bain de fusion. On va se baser sur les modifications du bain de fusion pour prédire une dérive de la position de la torche dans la section suivante.

4.6.2 Phase de prédiction du modèle de régression linéaire

Dans cette partie, les cinq bases de données d'apprentissage sont utilisées afin de prédire les cinq essais de prédiction. Pour chaque cas d'application, la prédiction du modèle ainsi que la caractéristique géométrique de la distance tungstène - extrémité du cordon seront présentées et comparées. Afin de simplifier le nom de la distance tungstène - bord du bain de fusion, on désignera cette caractéristique dans la légende des figures : DistXmin - PosiW (cf. section 2.5.1.3). Sur certains essais, la distance électrode - bord de chanfrein défini sur la figure 4.20 sera mesurée et comparée aux prédictions.

4.6.2.1 Prédiction pour ML 1

Pour rappel, dans cette première approche, le modèle d'apprentissage automatique est entraîné par les données issues de la base de données d'apprentissage numéro 1 (cf. tableau 4.6). Le modèle va tenter de prédire les dérives artificielles créées au cours de l'essai numéro 1 (cf. tableau 4.8).

La figure 4.23 présente le résultat de la régression linéaire utilisée afin de prédire la trajectoire de la torche dans le chanfrein étroit. On a tracé sur la figure la prédiction, la caractéristique géométrique et des points mesurés sur l'image positionnant le bord du chanfrein par rapport à l'électrode. Le robot a été programmé pour effectuer un décalage de 0.6 mm à gauche puis un décalage de 0.6 mm à droite. Dès lors que le robot commence à se décaler sur la gauche du chanfrein, le modèle prédit bien la zone transitoire jusqu'à atteindre une prédiction d'un décalage d'environ -0.5 mm alors que les points mesurés sur l'image sont bien à 0.6 mm. Enfin, lorsque le robot se décale de 1.2 mm (-0.6 à 0.6 mm), la prédiction donne 0.4 mm mais on remarque que le point mesuré donne un décalage de 0.5 mm. Pour finir, une fois le robot de retour dans sa position initiale (pas de décalage), le modèle arrive également à prédire cet état. On remarque que tout au long de l'essai la caractéristique géométrique suit la prédiction à part sur le décalage de -0.6 mm. Cela nous conforte de recourir aux caractéristiques géométriques du bain de fusion comme indicateur.

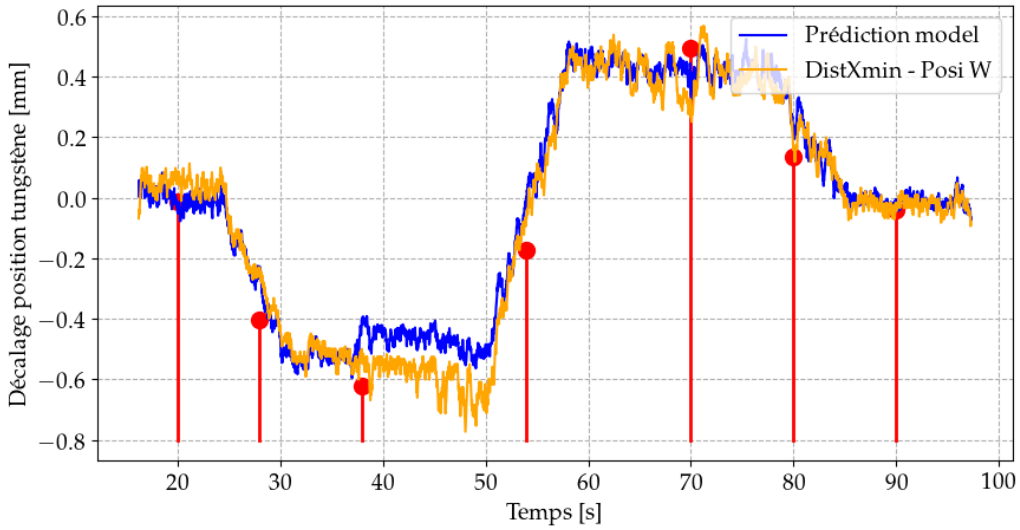


FIGURE 4.23 – Prédiction de la régression linéaire utilisée afin de détecter une variation de la position du tungstène à gauche puis à droite.

Cette étude a permis de valider le modèle de régression linéaire développé afin d'identifier une déviation.

4.6.2.2 Prédiction pour ML2

Dans cette partie, le modèle ML2 entraîné sur la base de données 2 (cf. tableau 4.7) va être testé. Le modèle va tenter de prédire l'évolution de la position pour les essais 2 et 3 (cf. tableau 4.8).

La figure 4.24 (a) présente le résultat de la prédiction pour un décalage de 0.2 mm et la figure 4.24 (b) présente la prédiction avec un décalage de 0.4 mm. On peut remarquer que la prédiction pour les deux bases de données semble se rapprocher de la trajectoire programmée. Toutefois, la prédiction du modèle présente un décalage mesuré plus faible que la valeur mesurée par les algorithmes de détection de contours.

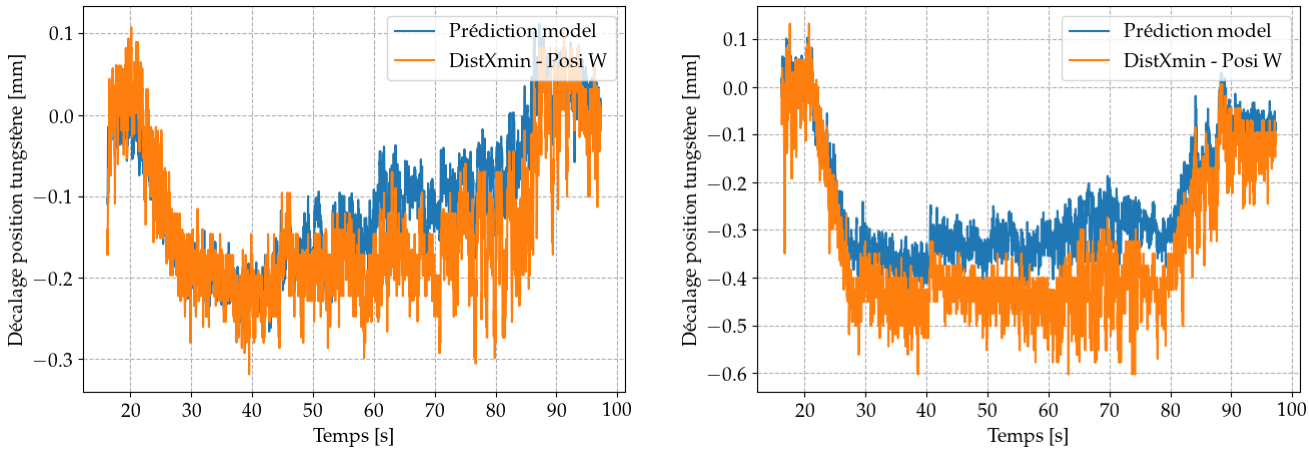


FIGURE 4.24 – Prédiction d'une variation de la position du tungstène dans une direction. (a) Prédiction d'un décalage de 0.2 mm avec les données d'entraînement du modèle 0 - 0.6 mm, (b) prédiction d'un décalage de 0.4 mm avec les données d'entraînement du modèle 0 - 0.6 mm.

4.6.2.3 Prédiction pour ML 3

Dans ce troisième test, le modèle ML3 (cf. tableau 4.7) va être testé pour prédire les essais 2 et 3 (cf. tableau 4.8).

La figure 4.25 (a) montre le résultat de la prédiction pour le décalage de 0.2 mm et la figure 4.25 (b) illustre la prédiction avec un décalage de 0.4 mm.

Les figures 4.25 montrent que les prédictions et la caractéristique géométrique sont quasiment identiques. Les décalages sont faibles et l'arc n'est pas assez décalé pour changer la fusion du chanfrein. La partie du bain n'est alors pas changé et le changement de caractéristique est uniquement dû au décalage de l'électrode. La caractéristique géométrique est alors quasiment égale à la prédiction.

Ces deux comparaisons avec ML3 pour les essais 2 et 3 ont permis de mettre en avant le caractère prédictif interpolant du modèle. Dans la première étude, le modèle de ML2 est entraîné à partir des bornes extérieures du domaine de variation. Cependant, le nombre de données d'observation n'ont pas permis d'avoir une précision de prédiction suffisamment satisfaisante afin de garantir un bon contrôle. En revanche, pour la deuxième étude, le rajout d'une configuration intermédiaire a permis d'augmenter la précision du modèle. De ce fait, dans un cadre industriel, un plan d'expérience devra être mis en place afin de choisir les bonnes configurations pour garantir la performance du/des modèles de détection de déviation. Dans les deux prochaines études, on s'intéresse au caractère prédictif extrapolant.

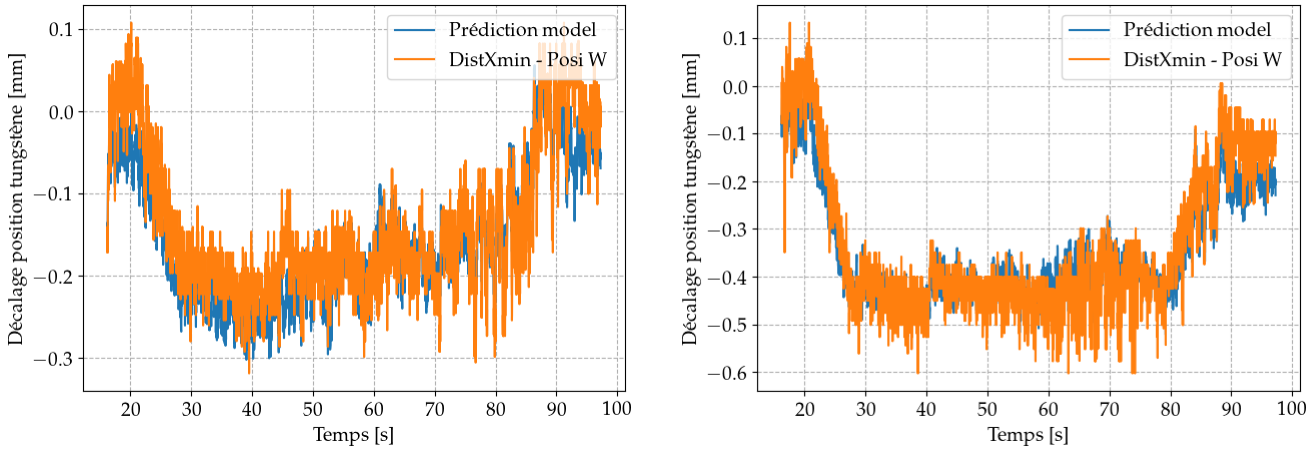


FIGURE 4.25 – Prédiction d'une variation de la position du tungstène dans une direction. (a) Prédiction d'un décalage de 0.2 mm avec les données d'entraînement du modèle 0 - 0.3 - 0.6 mm, (b) prédiction d'un décalage de 0.4 mm avec les données d'entraînement du modèle 0 - 0.3 - 0.6 mm.

4.6.2.4 Prédiction pour ML4

Dans cette partie, l'idée maintenant n'est plus de prédire des opérations dans les bornes de la base de données d'apprentissage mais de tester le caractère extrapolant du modèle mis en place. On va utiliser le modèle ML4 (cf.tableau 4.7) afin de prédire un décalage de 0.6 mm (cf. tableau 4.8) comme illustré sur la figure 4.26. Le décalage maximum à prédire est alors en dehors des bornes de la base d'entraînement.

La figure 4.26 présente la prédiction du modèle pour un décalage de 0.6 mm. On peut observer que le modèle arrive approximativement à prédire le décalage de 0.6 mm programmé sur le robot, mais néanmoins, un léger décalage est observé avec la caractéristique géométrique.

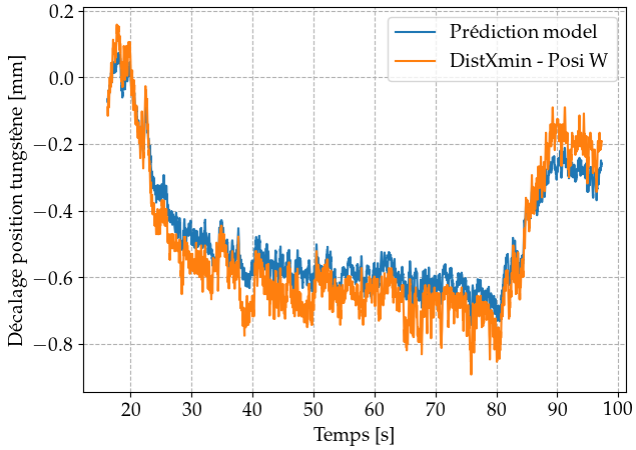


FIGURE 4.26 – Prédiction d'une variation de la position du tungstène dans une direction. Prédiction d'un décalage de 0.6 mm avec les données d'entraînement du modèle de 0 à 0.4 mm.

4.6.2.5 Prédiction pour ML5

Dans ce dernier cas d'étude, on va tenter de prédire l'essai 5 présenté dans le tableau 4.8 à partir du modèle ML5 (cf. tableau 4.7). Le décalage programmé est plus lointain de la borne supérieure que l'étude précédente. On pourrait supposer que le caractère prédictif extrapolant du modèle sera de moins bonne qualité. En effet, sur la figure 4.27 la sortie du modèle est illustrée et à première vue, les deux courbes sont assez lointaines l'une de l'autre. Dans ces conditions, une méthode de régression linéaire d'ordre supérieur permettrait d'approcher la valeur programmée sur le robot. Néanmoins, dans ce cas, le décalage important créé plus une situation de type défaut qu'une situation de type dérive.

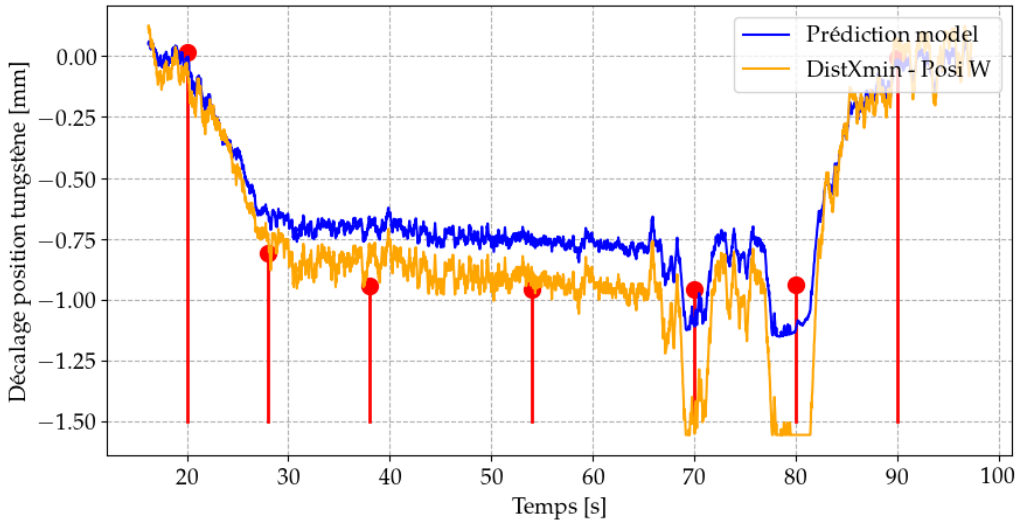


FIGURE 4.27 – Prédiction d'une variation de la position du tungstène dans une direction. Prédiction d'un décalage de 1.0 mm avec les données d'entraînement du modèle 0 à 0.6 mm.

4.6.2.6 Conclusion sur les modèles

Pour conclure, cette partie a permis de mettre en avant un modèle de régression linéaire afin de détecter des déviations de la position de la torche dans un chanfrein étroit en cours d'une opération de soudage et d'en apprécier les limites. Cinq études ont été présentées afin d'analyser le caractère prédictif du modèle en fonction de ses données d'entraînement. Tout d'abord, le premier cas d'étude a permis de valider le modèle d'apprentissage automatique en se basant sur des données qui ont le même label que les données d'entraînement. Ensuite, la deuxième approche a mis en avant un manque d'information dans la base de données d'apprentissage. Malgré le domaine paramétrique testé faible (0.6 mm), le modèle n'arrive pas à prédire une bonne tendance des déviations analysées avec des données d'entraînement qui bornent l'espace paramétrique. En revanche, pour le cas d'étude 3, le fait de rajouter de l'information permet d'améliorer la qualité du modèle. Dans cette étude, on a rajouté une configuration intermédiaire au domaine de variation. Cela a permis de diminuer considérablement l'erreur relative entre le décalage observé et prédit. Enfin, les approches 4 et 5 ont permis d'analyser le caractère extrapolant du modèle de régression. On a observé que le modèle avait du mal à prédire ce type de données malgré un décalage relativement faible. L'ensemble de ces tests ont permis de mettre en avant que le modèle a besoin de suffisamment de données d'entraînement bien définis dans l'espace paramétrique souhaité. De plus, il faudra également faire en sorte que le modèle prédise des données dans son domaine de variation (interpolant) et non à l'extérieur

(extrapolant) afin de garantir la qualité des résultats.

Pour finir, sur la base de ces observations et en ce qui concerne ces paramètres procédés et ces décalages, on veut un modèle prédictif de la dérive le plus complet possible et robuste. Il va falloir réaliser des essais expérimentaux sur tout le domaine de variation et sur tout le domaine des dérives possibles, dans le but de pouvoir entraîner et interroger le modèle sur toutes les données.

4.7 Conclusion

Dans ce chapitre, deux parties sont présentées. Tout d'abord, une première partie permet de mettre en avant les outils expérimentaux développés afin d'analyser la physique du dépôt. La géométrie des cordons en fonction d'une modification de la position de soudage a pu être appréhendée. On a pu observer que le transfert de masse est modifié en fonction de la direction de la gravité. Pour les soudages en position (corniche et verticales), la direction de la gravité impacte fortement le comportement du bain. La force de flottabilité intervient fortement dans le transfert de masse et on a pu quantifier les turbulences à partir du nombre de Rayleigh. Néanmoins, un manque d'informations et la complexité des phénomènes physiques présents durant une opération de soudage ont conduit au développement de moyens de contrôle afin de s'assurer que l'opération se passe dans de bonnes conditions.

Ensuite, on s'est intéressés à la détection de dérive lors d'une modification de la trajectoire du robot en cours d'opération. A partir des différentes vues dans la littérature, on s'est basés sur des modèles de régressions car ils sont bien adaptés pour prédire des valeurs intermédiaires à la place des étiquettes. Après une courte introduction de l'aspect théorique des modèles de régressions, on en est venus à tester le caractère prédictif sur différents tests en fonction de différentes bases de données d'apprentissage.

De ce fait, dans la seconde partie de ce chapitre, l'approche utilisée est basée sur des données physiques liées à la dynamique du bain (contour du bain de fusion) afin de prédire les valeurs intermédiaires. Cette méthode a permis de réduire la taille de stockage et a démontré que les caractéristiques géométriques permettent d'identifier une variation de la position de la torche de soudage en cours d'opération. On a pu également montrer que le caractère prédictif interpolant présente de meilleurs résultats que les prédictions extrapolant. Néanmoins, différentes méthodes telles que les régressions polynomiales ou d'autres algorithmes de régression (GPR, SVR) auraient pu être testées afin d'améliorer les résultats. Notons que l'on a essayé de tester le modèle GPR (Gaussian Process Regressor) mais la phase d'apprentissage présente des temps extrêmement longs, ce qui nous a conduit à rester sur un modèle linéaire facile à interpréter et à mettre en place.

Chapitre 5

Application des moyens développés à une opération de soudage de tuyauterie industrielle

Sommaire

5.1 Introduction . . . 158
5.2 Mode opératoire . . . 158
5.3 Dispositif expérimental . . . 158
5.3.1 Torche de soudage . . . 160
5.3.2 Synchronisation des capteurs . . . 160
5.3.3 Paramètres procédés . . . 160
5.3.4 Mesure Acoustique . . . 160
5.3.5 Observation du bain de fusion . . . 161
5.4 Influence du mode opératoire sur les dimensions de la zone fondue . . . 163
5.5 Apprentissage automatique en cours de fabrication . . . 166
5.5.1 Détection d'anomalie sur le comportement du bain de fusion . . . 167
5.5.2 Création de la base de données d'apprentissage . . . 168
5.5.3 Apprentissage supervisé pour la passe N en fonction de la passe N-1 . . . 170
5.5.4 Enrichissement de la base de données en cours de fabrication . . . 171
5.6 Temps de traitement . . . 171
5.7 Conclusion . . . 172

5.1 Introduction

L'ensemble des méthodes a été conçu et développé en vue d'une utilisation dans un contexte industriel et répondent au cahier des charges présenté dans le chapitre 2. Les différents modèles d'intelligence artificielle ont également été testés et approuvés afin de garantir la conformité de la QMOS/DMOS (cf. chapitre 3), ainsi que d'anticiper l'apparition de dérives (cf. chapitre 4). Dans ce chapitre, l'ensemble des moyens et méthodes développé va être implémenté lors d'une opération de soudage sur une tuyauterie en configuration industrielle réalisée en atelier de fabrication. Cette application permet de passer d'une maquette R&D à une maquette à dimension et complexité réelle. Le passage sur une application industrielle va nécessiter :

- d'adapter le protocole de mise en place dans un encombrement restreint,
- de traiter et stocker l'important flux de données,
- de proposer des méthodes de contrôle sans base de données d'apprentissage.

Le chapitre s'organise autour d'une présentation de l'application correspondant à un soudage multi-passes suivi de la mise en place de l'instrumentation et des résultats des capteurs en situation industrielle. Des méthodes de contrôle qui apprennent au cours de la fabrication seront finalement développées.

Pour des raisons de confidentialité, les dimensions et les paramètres procédés ne seront pas présentées.

5.2 Mode opératoire

L'application est un assemblage de deux parties de tuyauterie de fortes épaisseurs en acier inoxydable austénitique. Un chanfrein est réalisé sur les deux tuyaux dans la zone où l'opération de soudage est réalisée (cf. figure 5.1 (a)). Les deux parties sont pointées manuellement. Elle est alors maintenue à une extrémité sur un vireur qui assurera la rotation de la tuyauterie. La torche est fixe et légèrement décalée par rapport à la verticale pour faciliter l'accessibilité et la visualisation du dépôt par l'opérateur qualifié. Le procédé utilisé pour l'ensemble des cordons (passe de pénétration, de soutiens et de remplissages) est le procédé TIG. L'assemblage nécessite environs 50 passes montrées sur la figure 5.1 (b). La réalisation des cordons suit un DMOS qualifié selon les normes en vigueur (ISO 15614) et le code de construction nucléaire (RCC-M). Lors de cette opération, la fonction AVC est utilisée afin de maintenir la tension constante en régulant la hauteur d'arc. Une température entre-passe doit être également respectée. La réalisation du cordon se fait en passe tirée, c'est à dire que la torche ne présente pas d'oscillations (sans balayage).

Tout au long de l'opération, un opérateur qualifié suit la fabrication et parfois propose des modifications pour que le dépôt se déroule correctement tout en respectant le DMOS.

5.3 Dispositif expérimental

Dans cette section, les moyens de mesures mis en place autour du procédé TIG sont présentés et illustrés en figure 5.2.

Les moyens expérimentaux ont été installés et testés en moins d'une demi journée, la veille du début de l'opération de soudage. Un temps plus conséquent d'installation aurait permis la mise en place des capteurs différemment afin de garantir une meilleure observation de la dynamique du bain (cf. section 5.3.5).

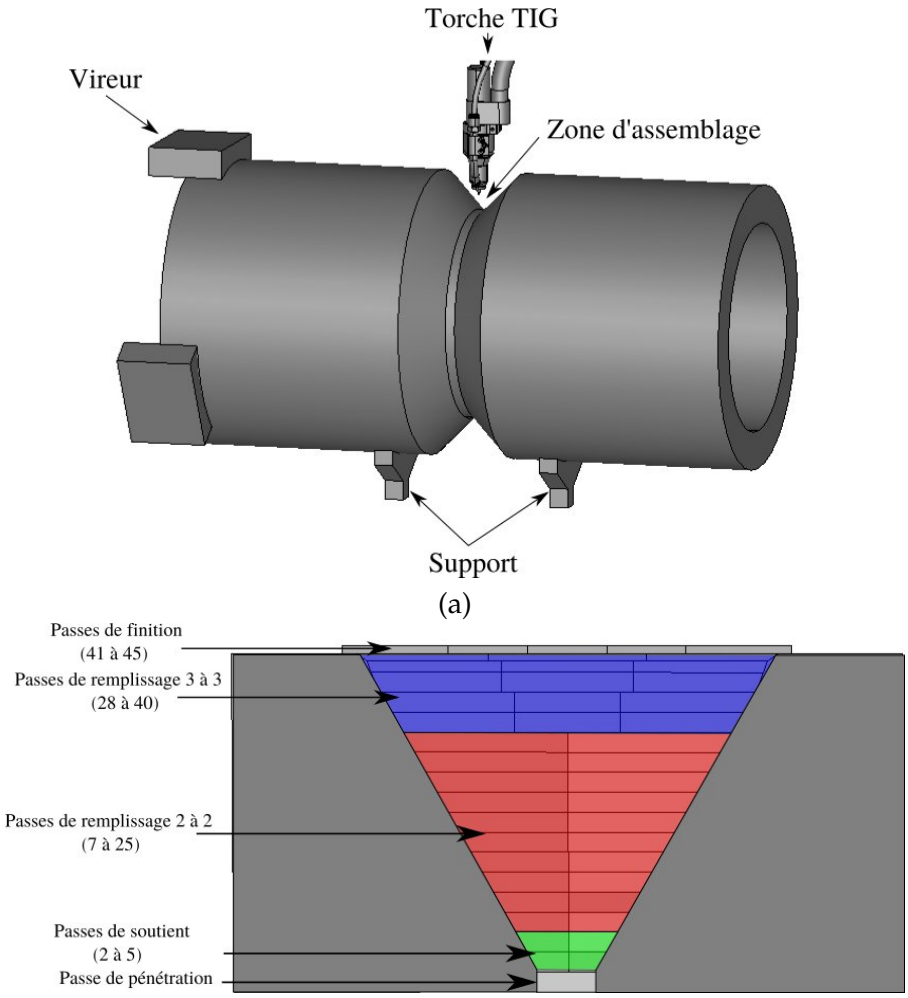


FIGURE 5.1 – (a) Schéma représentatif de l'assemblage de la maquette industrielle, (b) exemple des dispositions des passes.

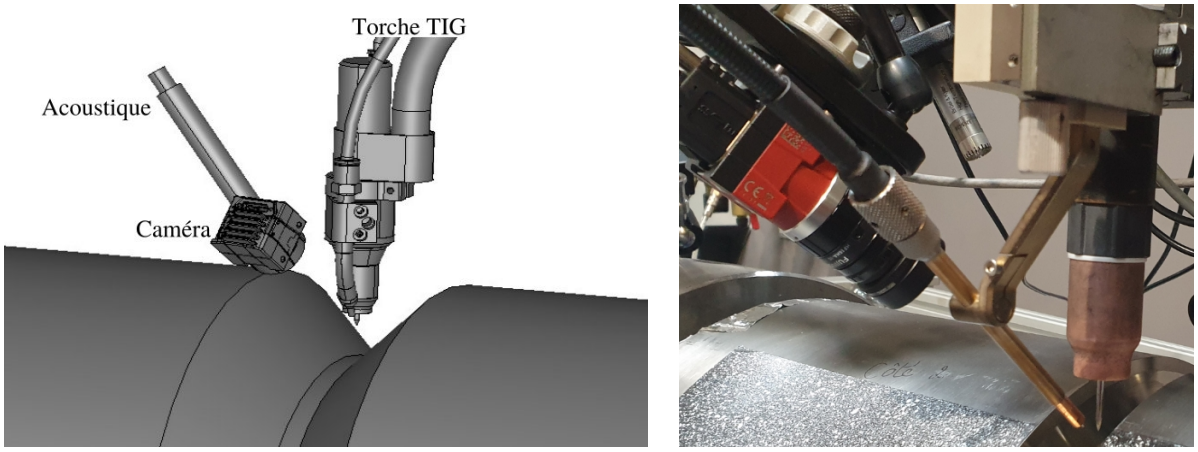


FIGURE 5.2 – Présentation des moyens de mesure mis en place ; (a) schéma représentatif, (b) photo du montage dans l'atelier.

5.3.1 Torche de soudage

La torche de soudage est composée d'une électrode en tungstène avec un diamètre de 3,2 mm. Le gaz de protection utilisé pour lutter contre l'oxydation est de l'argon pur avec un débit de 20 L/min et d'une buse en céramique de 20 mm de diamètre interne. La torche est positionnée manuellement par l'opérateur expérimenté en fonction de la passe à réaliser par un système de glissière. La position de la torche n'est pas à la position 0° du cylindre mais présente un offset afin de permettre à l'opérateur d'avoir une meilleure visualisation de l'avant et de l'arrière du bain en cours de soudage. Le fil est également positionné par un système de glissière (transversale et longitudinale) afin de le placer dans l'axe de l'électrode en tungstène (sous l'arc électrique).

5.3.2 Synchronisation des capteurs

Toutes les données des observations sont recueillies par la centrale d'acquisition comme présenté dans le chapitre 2. La fréquence d'acquisition pour les données d'entrées dans la carte Labjack est de 15000 Hz (intensité, acoustique). En raison d'un temps de soudage long par cordon, la fréquence d'acquisition de la caméra est réglée à 25 Hz ce qui est le meilleur compromis entre la capacité de transfert des caméras et le temps de traitement. Il faut noter que le transfert des images vers le microprocesseur limite la fréquence d'acquisition. Il faut aussi prendre en compte le fait que plus la fréquence est grande plus la taille des données stockées est importante.

5.3.3 Paramètres procédés

Pour maîtriser la puissance lors de l'opération de soudage, l'acquisition en continu des paramètres procédés (tension, intensité) est réalisée. Un résultat des paramètres procédés, tension et intensité, est présenté en figure 5.3. Les capteurs de vitesse fil et gaz de protection n'ont pas pu être mis en place par manque de place. L'amorçage de l'arc électrique pour cette application est effectué par haute fréquence (pas de contact-retrait comme présenté durant toutes les études précédentes). Lors de cet amorçage, le saut de tension très important peut détruire le matériel d'acquisition. De ce fait, le développement d'un moyen de protection pour le système d'acquisition est primordial. La solution retenue est un optocoupleur. Cette solution permet le transfert d'informations entre deux parties électroniques qui sont isolées l'une de l'autre . A noter que le développement de ce moyen n'a pas pu être effectué en amont de l'opération par manque d'information sur le protocole de soudage. La tension illustrée est la mesure effectuée par le sous-traitant. En revanche, la mesure d'intensité est réalisée par notre capteur.

5.3.4 Mesure Acoustique

Un microphone est positionné proche de la torche grâce à un bras articulé (cf. figure 5.4 (a)). Le signal est traité par la méthode CWT (Continues Wavelet Transform) développée dans la section 2.5.2. Le résultat de traitement sur quatre fenêtrages est présenté sur les figures 5.4 (b), (c) et (d). La figure 5.4 (b) illustre le comportement "stationnaire" sur l'ensemble de l'opération de soudage. En revanche, les figures 5.4 (c) et (d), une modification du contenu fréquentiel du signal peut être observée. L'enregistrement du son permet comme dans le cas d'un opérateur de détecter un mauvais claquement de goutte et/ou un mauvais transfert de l'arc. Néanmoins, pour ce cas d'étude, l'environnement de travail se fait dans un atelier et présente de nombreuses perturbations. Par exemple, durant l'analyse du signal, on a pu entendre une opération de meulage, une discussion de personnes et la rotation du vireur. Tous ces éléments peuvent venir perturber la mesure. La disposition du capteur n'est pas assez proche de l'arc électrique pour prétendre caractériser le contenu fréquentiel observé sur la figure 5.4 (c) et (d) comme dérive. On peut noter tout de même que cette méthode est très visuelle et permet de confirmer le potentiel de ce capteur dans le contrôle d'une opération de soudage.

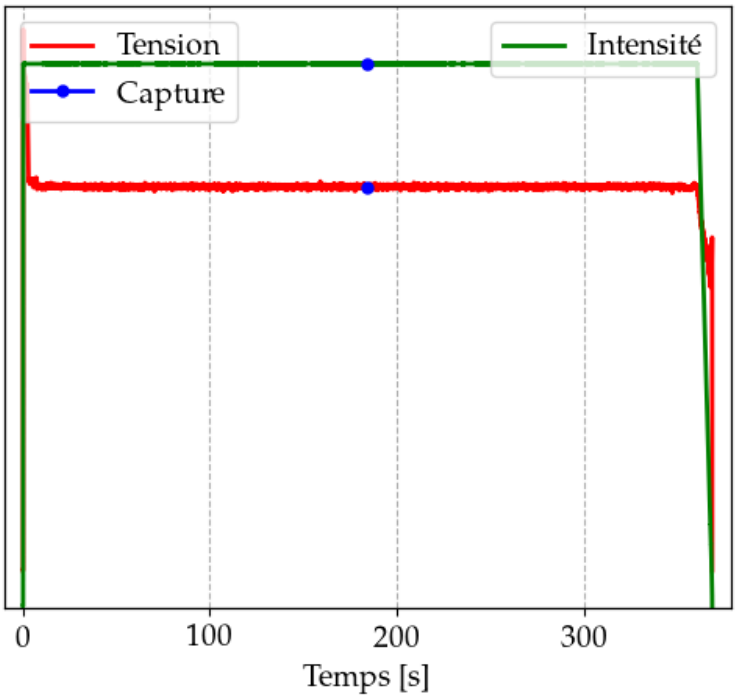


FIGURE 5.3 – Exemple d'une mesure in-situ des paramètres procédés (tension en rouge, intensité en vert).

5.3.5 Observation du bain de fusion

Pour permettre de suivre l'évolution la dynamique du bain de soudage, une caméra en face avant et à gauche du bain de fusion a été mise en place sur la torche de soudage (cf. figure 5.5 (a)). Une image acquise durant l'opération est illustrée en figure 5.5 (b). La deuxième caméra n'a pas pu être implémentée à l'arrière du bain de fusion en raison d'une mauvaise accessibilité et d'une gène pour l'opérateur. Un filtre à bande étroite ($10nm$) centré à une longueur d'onde de $980nm$ est utilisé avec une ouverture du diaphragme de 8/f afin de couper au maximum le rayonnement de l'arc. Le temps d'exposition paramétré est de 176 µs. Globalement, les informations visualisées sur les images acquises ressemblent aux résultats observés dans les chapitres précédents. On peut remarquer néanmoins une distance plus importante entre l'extrémité de la buse et la pointe du tungstène sortie, ainsi qu'une légère dégradation de l'électrode (moustache) . La protection gazeuse est tout de même assurée par l'utilisation d'une buse de diamètre interne plus grande et d'un débit de gaz important.

La figure 5.6 présente une image acquise dans le chanfrein en fonction de la position de la torche. La figure 5.6 (a) présente l'image acquise lors du soudage à droite du chanfrein. Différentes informations peuvent être analysées sur cette image. A droite du bain de fusion, on peut observer une partie du bord du chanfrein, le bain liquide ainsi que le début de sa solidification. Le métal d'apport est guidé par une buse permettant son positionnement sous l'électrode en tungstène. A noter que les paramètres procédés sont supérieurs à 200 A. Malgré un courant bien supérieur aux expériences faites en laboratoire, les réglages optiques permettent d'accéder à l'observation de la zone fondue.

La figure 5.6 (b) montre une image acquise lors du soudage à gauche du chanfrein. On peut remarquer une perte d'informations sur le bain de fusion en raison du bord du chanfrein ainsi que la présence du métal d'apport. Le positionnement de la caméra et les contraintes liées à la mise en position des capteurs ne permettent pas d'avoir de meilleurs informations lors du soudage des passes à gauche du chanfrein. Après retour d'expérience de cette opération, une caméra à droite de la torche de soudage aurait pu être positionnée afin d'observer le bain de fusion lors du soudage à gauche du

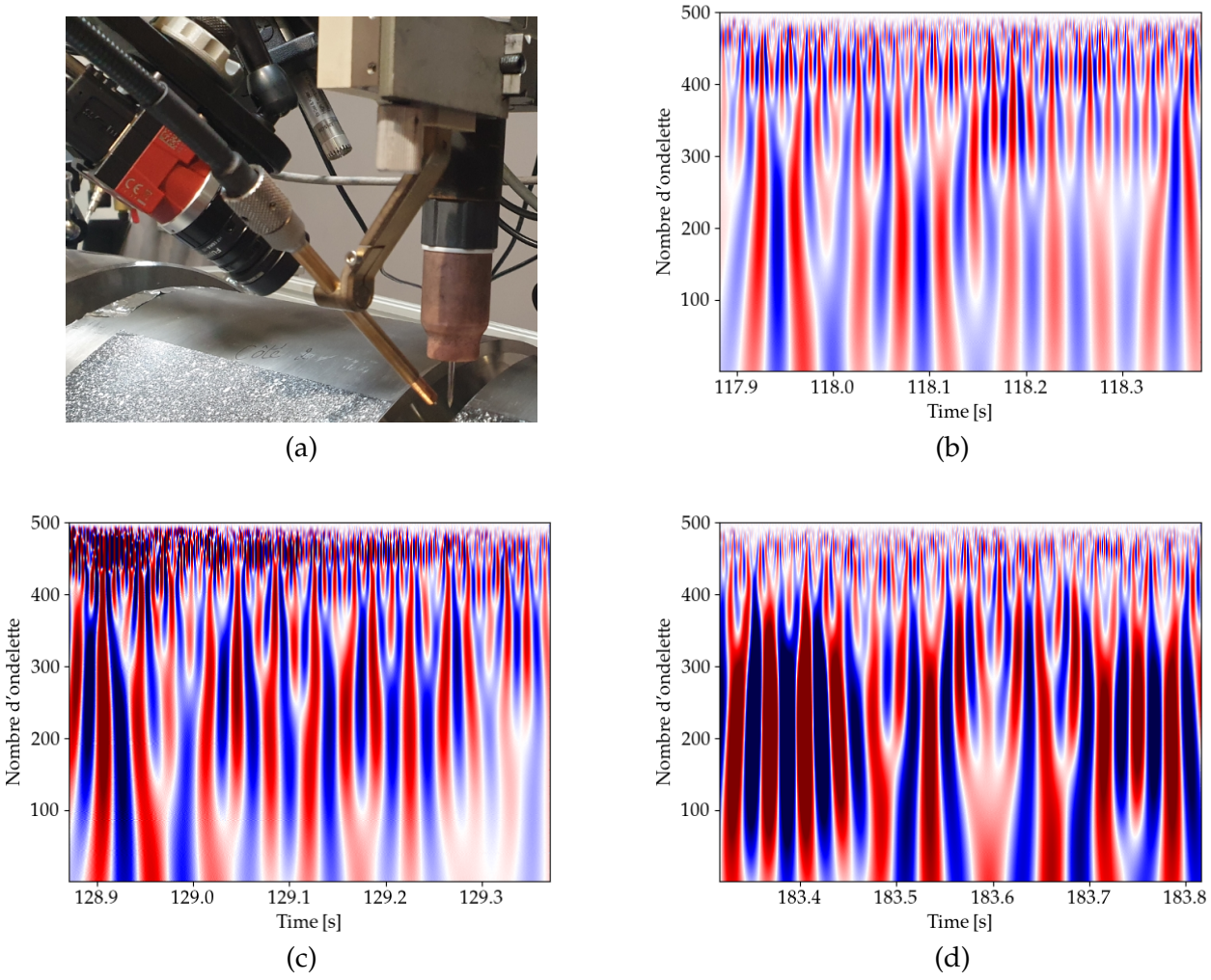
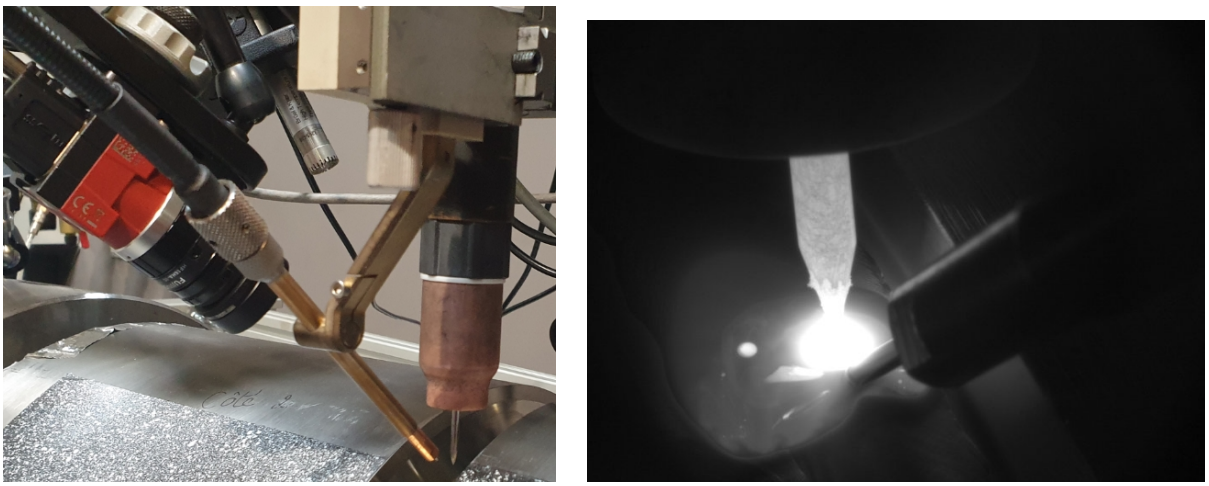


FIGURE 5.4 – (a) Présentation de la mise en position du capteur acoustique, résultat de l'analyse fréquentielle du signal acoustique par ondelette continue dans cinq zones. (b) CWT pour t = [118 s - 118.5 s] considérée comme stable, (c) CWT pour t = [129 s - 129.5 s] présentant une variation du contenu fréquentiel, (d) CWT pour t = [183.5 s - 184 s] présentant une variation du contenu fréquentiel.

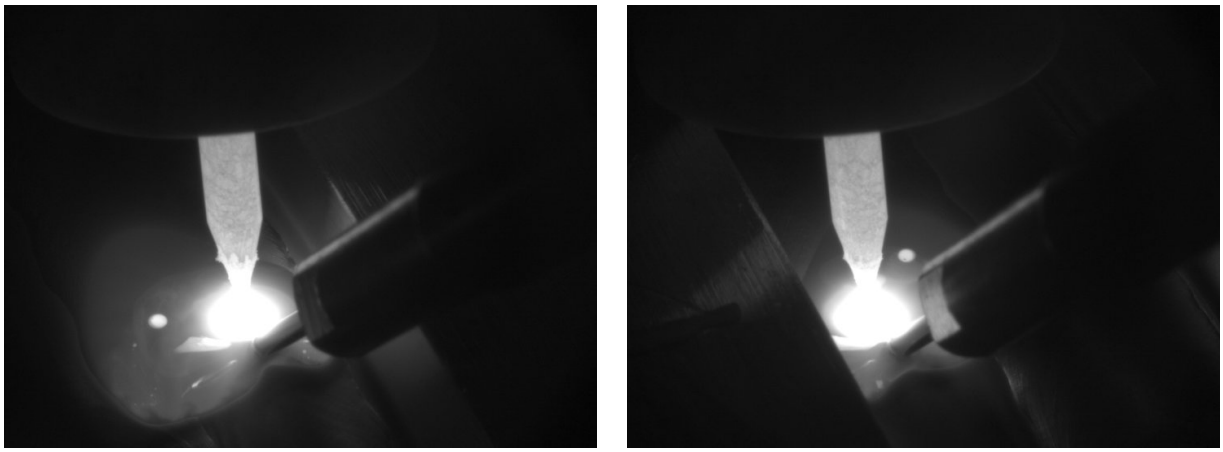
chanfrein.

Sur la figure 5.7, une série de six images successives est montrée lors d'une passe à gauche. Une bulle de gaz en surface libre du bain de fusion est visible et permet ainsi de pouvoir appréhender le sens des écoulements. Les images montrent que le fil est fondu principalement lorsqu'il rentre dans le liquide du bain de soudage. Les gradients de température dans le liquide peuvent être modifiés par l'arrivée de fil "froid" contrairement à ce que l'on a pu observer dans les chapitres précédents. On retrouve également la forme de guitare sur l'avant du bain de fusion (cf. section 3.2.3.1) qui est due au fil qui entrave donc la distribution axisymétrique des lignes du courant. Les mouvements dans le liquide ont tendance à transférer l'énergie des parties centrales vers la périphérie du bain (cf. figure 5.7). C'est conforme aux observations du chapitre 3, dans lesquelles l'effet Marangoni pilote les mouvements surfaciques qui dépendent des gradients de température. Néanmoins, il faut noter que le courant de soudage est supérieur à 200 A, faisant ainsi intervenir des forces que l'on pouvait négliger dans les parties précédentes. Par exemple, dans la bibliographie (cf. section 1.4), les forces de Lorentz et la pression d'arc peuvent être négligées en dessous de 200 A, ce qui n'est pas le cas pour cette opération de soudage. On peut observer une très faible déformation localisée de la surface



(a) (b)

FIGURE 5.5 – (a) Présentation de la mise en position de la caméra, (b) exemple d'une image du bain de fusion acquise.



(a) (b)

FIGURE 5.6 – (a) Image acquise lors du soudage d'une passe passe à droite du chanfrein (b) image acquise lors du soudage d'une passe à gauche du chanfrein.

libre du bain de fusion sous l'arc.

Sur certaines passes, des frottements du fil d'apport sur le cordon précédent ont été repérés et pourraient créer des mauvais cordons.

5.4 Influence du mode opératoire sur les dimensions de la zone fondue

Pour quantifier de manière plus précise la dynamique et la taille du bain liquide ou du cordon, l'extraction du contour du bain de fusion est réalisée afin d'en sortir ses caractéristiques géométriques (cf. section 2.5.1.3). Deux caractéristiques géométriques ont été choisies : la largeur et la longueur. Les données présentées dans cette section seront les images traitées du bain de fusion sur la partie droite du chanfrein afin de pallier le manque d'informations sur la partie gauche du chanfrein (cf. section 5.3.5).

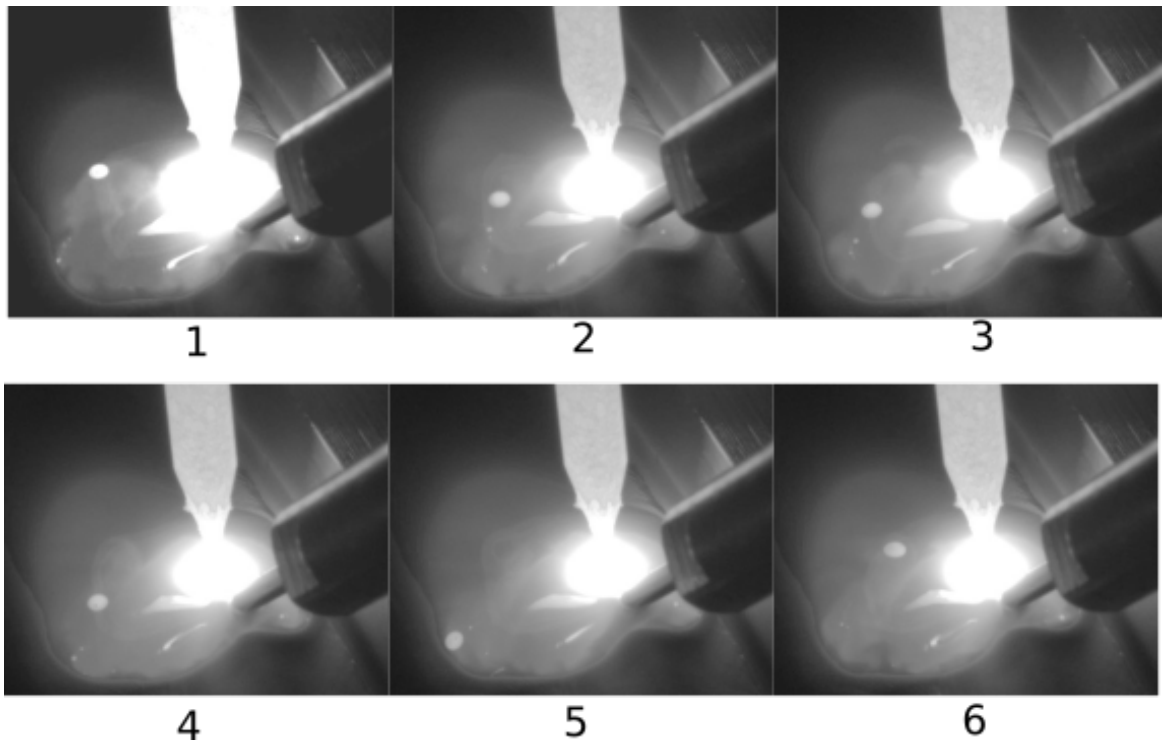


FIGURE 5.7 – Série de six images successives acquises toutes les 0.05 s.

Une première analyse des passes est réalisée en se focalisant sur les passes 7 à 25 qui sont similaires au niveau géométrique (cf. figure 5.8) avec en particulier l'angle constant le long du chanfrein.

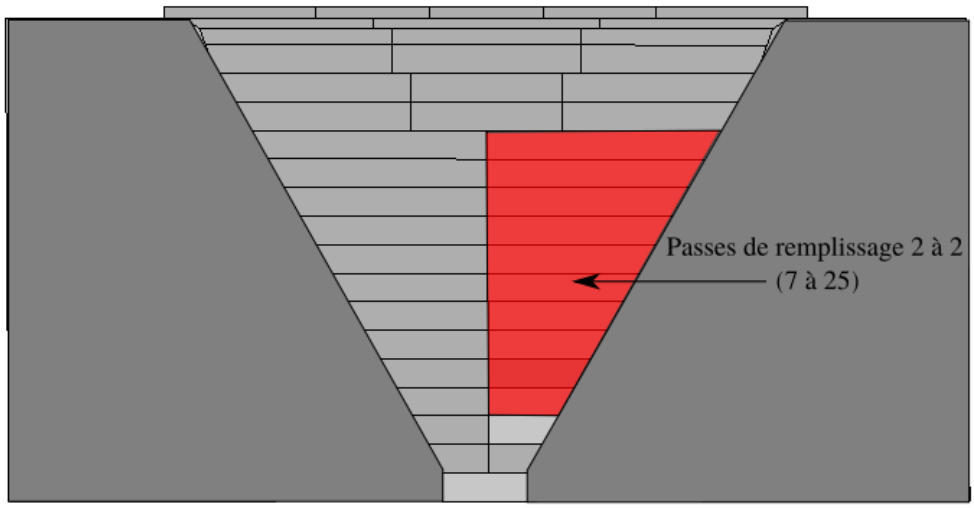


FIGURE 5.8 – Analyse des dimensions surfaciques des passes 7 à 25.

L'analyse du comportement du bain passe tout d'abord par l'analyse des paramètres procédés utilisés pour les différentes passes. Sur la figure 5.9, on peut observer que la tension et l'intensité sont

constantes sur les 10 passes à analyser. De ce fait, la quantité de chaleur apportée est identique car la vitesse est asservie par la rotation du vireur qui est gardée constante. On remarque des différences entre les temps de soudage. Cela vient du fait de la modification de la fibre neutre de la position de la torche dans le chanfrein. La quantité de matière est gardée constante pour l'ensemble de ces opérations de soudage.

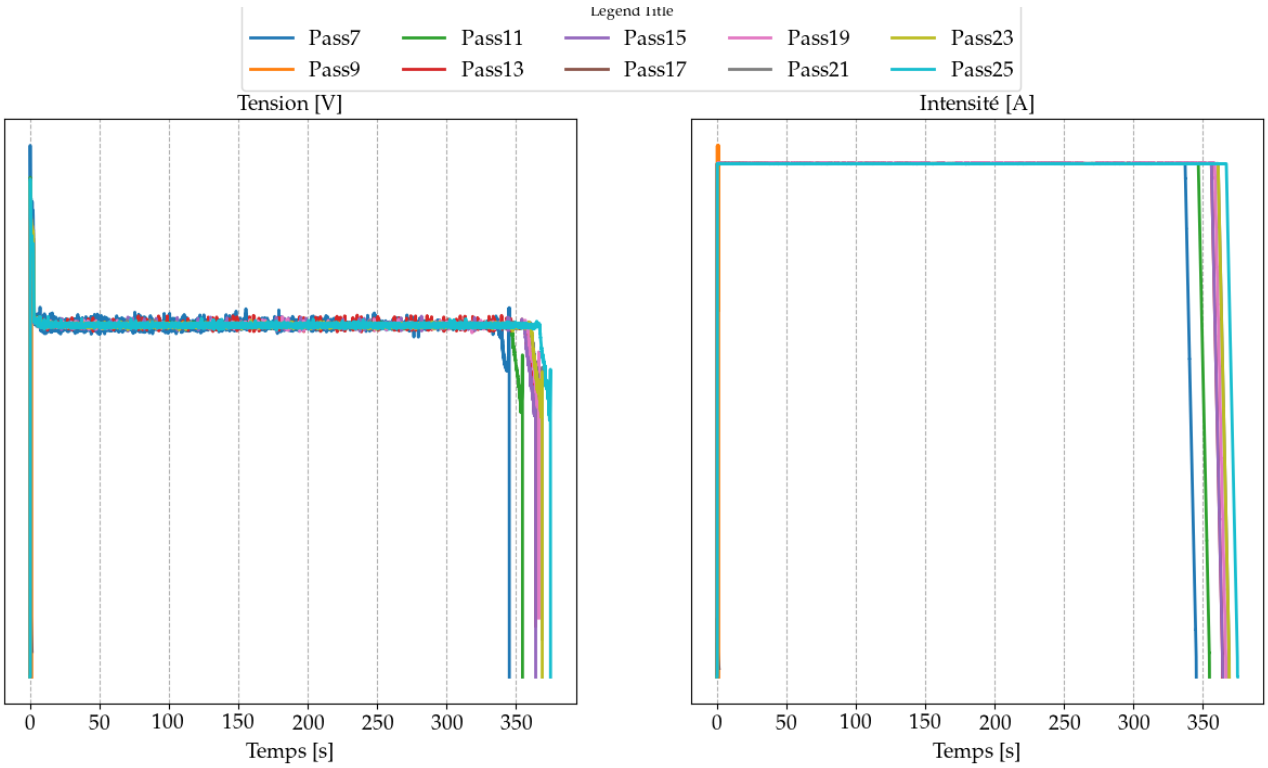


FIGURE 5.9 – Analyse des paramètres procédés pour les passes de 7 à 25.

La figure 5.10 (a) présente la largeur du bain de fusion pour les passes 7 à 25 sur la partie gauche du chanfrein. On constate des oscillations de la largeur plus ou moins marquées et régulières. De plus, on peut observer que la largeur a tendance à légèrement augmenter en fonction de la position de la passe. En effet, les moyennes sont calculées et plus on monte dans le remplissage du chanfrein, plus le bain est large. Une légère modification de la largeur du bain de fusion, à apport de chaleur constant, peut venir de la température initiale du métal de base. Par exemple, avant d'atteindre la température inter-passe fixée par le DMOS, on peut réaliser 3 ou 4 cordons et modifier ainsi la température en début de soudage.

La figure 5.10 (b) présente la longueur du bain de fusion pour les 10 passes analysées. Les longueurs semblent aussi avoir une oscillation régulière sur l'ensemble de l'opération de soudage. Ce phénomène peut être attribué à une certaine irrégularité de la passe N-1. Le décalage de la torche fait que le cordon est créé comme en verticale descendante avec la gravité qui peut alors influencer le bain de fusion (cf. chapitre 4).

Sur la figure La figure 5.10 (b), la tendance globale des longueurs pour les passes 9 à 15 et pour les passes 17 à 25 sont similaires. En revanche, pour la passe numéro 7, on remarque une augmentation de la longueur entre 100 et 150 s. En zoomant sur le temps, les oscillations de la longueur ont une fréquence d'oscillation constante qui est confirmée par l'observation des images / détection de contours (cf. figure 5.11.

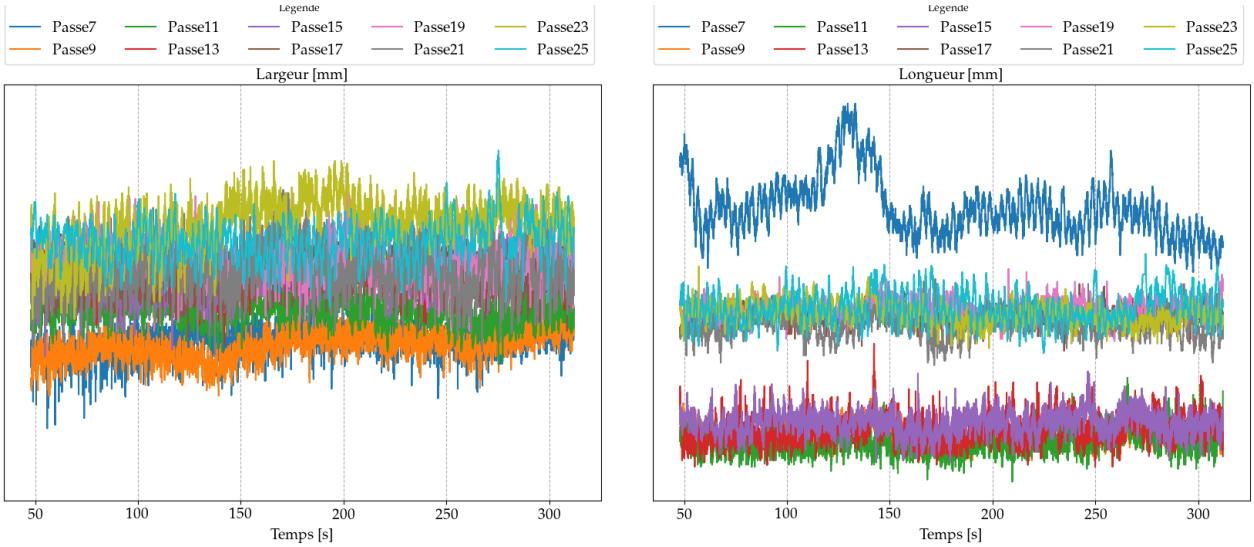


FIGURE 5.10 – Analyse des caractéristiques surfaciques du bain de fusion pour les passes 7 à 25, (a) largeur du bain, (b) longueur du bain.

La figure 5.11 (a) illustre la longueur du bain en fonction du temps avec la zone d'analyse pour les oscillations. Sur la figure 5.11 (b) présente un zoom avec des croix qui correspondent aux instants de chaque contour présentés sur la figure 5.11 (c) et (d). On remarque en effet, une oscillation du bain de fusion. Ce phénomène est bien lié à la dynamique du bain et non à un problème lié à l'algorithme de détection de contour. On a également analysé les autres cordons et ce phénomène est répétable.

5.5 Apprentissage automatique en cours de fabrication

Pour l'étude sur cette maquette, on s'est intéressés à la phase de remplissage (7 à 25), où après analyse, l'ensemble des cordons ont relativement le même aspect. La passe racine et les passes de soutien mériteraient une étude plus spécifique.

Comme présenté dans l'introduction de ce chapitre, la base de données d'apprentissage en amont de l'opération de soudage est inexistante. On aurait pu créer des données issues de maquettes simplifiées réalisées en laboratoire. Néanmoins, cela est difficile à mettre en place et les différences de géométrie et de paramètres procédés (intensité, quantité de matière apportée) rendront difficile la transposition.

La première approche est de mettre en place une méthode pour créer une base de données en cours de fabrication. La base de données devra contenir des données permettant de signaler si l'on fabrique correctement ou s'il y a des variations qui permettraient de supposer certains défauts ou anomalies. En cours de fabrication, c'est l'opérateur qualifié qui valide une passe. S'il détecte une fluctuation du bain qui peut créer un défaut, on peut alors noter les images dans la zone en question afin d'étiqueter les contours du bain comme défaut. Une première base de données avec deux classes (valide / anomalie) est alors créée. Dans cette approche, on pourra recourir aux modèles de classification développés dans le chapitre 3. Or, lors de cette opération de soudage, l'opérateur n'a détecté aucun mauvais comportement du bain en cours de fabrication ou à posteriori sur le cordon solidifié.

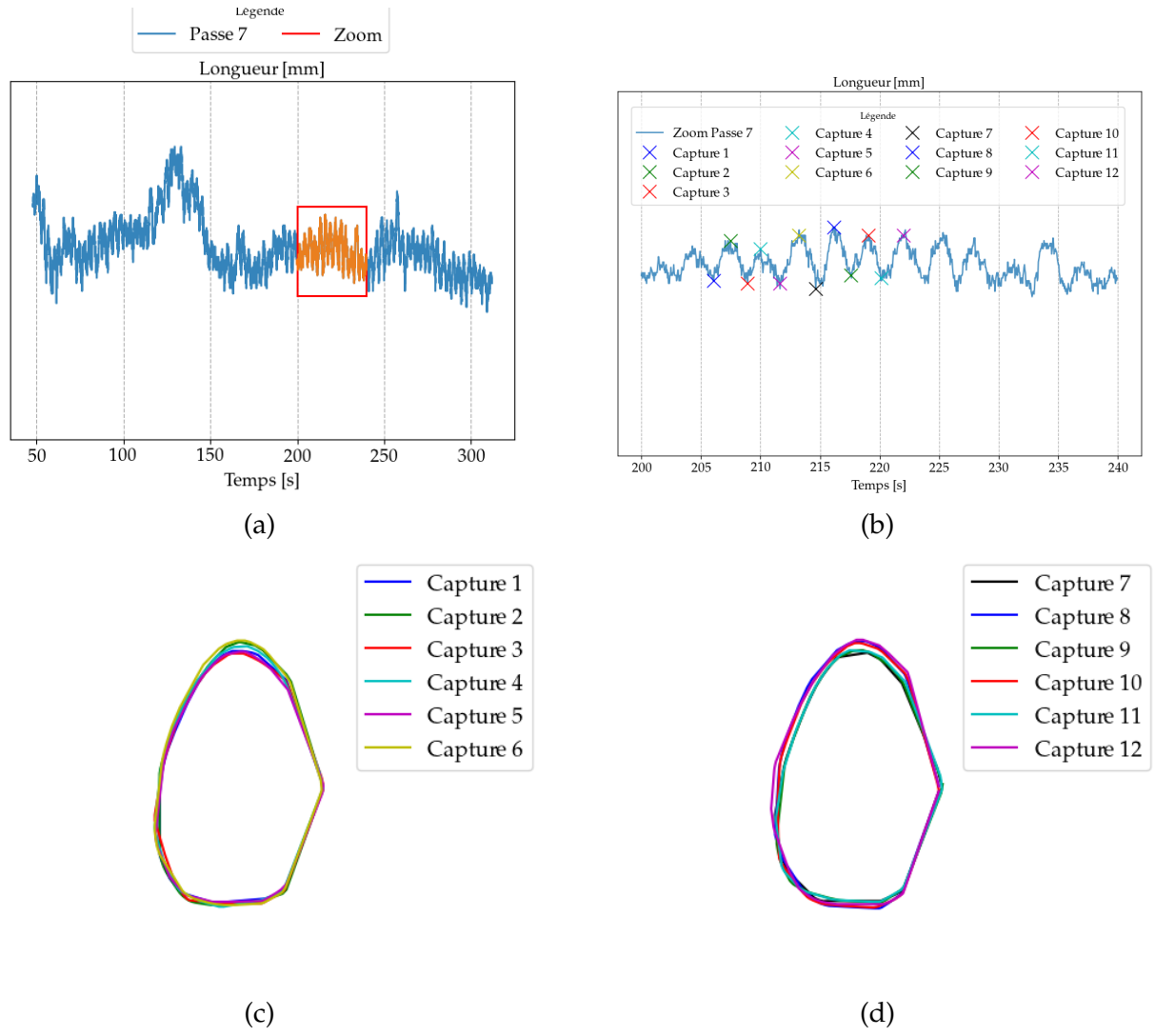


FIGURE 5.11 – (a) Évolution de la longueur du bain de fusion pour la passe 7, (b) zoom de l'évolution de la longueur pour analyse des oscillations périodiques. Visualisation de 12 contours à des instants différents afin de voir l'évolution de la longueur, (c) les 6 premiers temps, (d) les 6 suivants.

La deuxième approche va se baser sur l'identification des déviations en utilisant des méthodes de détection d'anomalies sur les séries temporelles sur un cordon avec le recours aux modèles de l'apprentissage non-supervisé. Les données qui présentent des anomalies seront labellisées comme anomalie pour pouvoir construire un modèle de classification qui nous permettra de prédire les passes suivantes. La base de données sera enrichie en cours de fabrication de façon efficace et robuste.

5.5.1 Détection d'anomalie sur le comportement du bain de fusion

De manière générale, une anomalie est une observation qui a un comportement différent des autres données de l'échantillon [52]. Par exemple, en statistique, les anomalies peuvent être les points de données qui sont en dehors de l'écart-type.

Une série temporelle est par définition une suite d'observations représentant leur évolution au cours du temps (ex : une évolution des caractéristiques du bain de fusion). La détection des anomalies peut être effectuée de manière supervisée ou non supervisée [107]. De manière générale, les

anomalies ne sont souvent pas étiquetées sachant que le modèle n'a pas encore vu ces données ou ne sont pas complètement connues [47] comme dans notre cas d'étude.

L'apprentissage non supervisé [96,106] a pour but d'apprendre à faire des prédictions en fonction de données qui ne sont pas étiquetées (cf.figure 5.12).

Reisch *et al.* [109] ont mis en place un détecteur d'anomalies lors de la réalisation de pièce en fabrication additive. Ils ont opté pour une approche non- supervisée. La méthode qu'ils proposent est basée sur trois différentes architectures de réseaux de neurones (LSTM, CNN 1D et des Autoencoder) pour détecter les défauts dus à l'oxydation, le manque de fusion et les écarts de forme lors la construction d'un mur en WAAM. En entrée des modèles, ils utilisent les paramètres procédés (tension : CNN 1D, intensité : LSTM) et des images de bain acquises par l'intermédiaire d'une caméra (autoencoder).



FIGURE 5.12 – Principe de l'apprentissage non supervisé.

Différentes méthodes d'apprentissage non-supervisées peuvent être utilisées : le clustering et la réduction de dimension. La première consiste à partitionner, identifier, des groupes dans les données d'entrée. La seconde méthode consiste à trouver une représentation des données dans un espace de dimension plus faible que celle représentée en entrée.

Pour détecter les anomalies, on a opté pour une première approche basée sur l'utilisation d'une méthode simple à implémenter qui se trouve dans la librairie de Scikit-learn. Ce modèle se nomme, forêt d'isolement, qui permet d'isoler des observations atypiques et non conformes aux autres données. L'algorithme calcule un score d'anomalie à partir du comportement de l'échantillon. On peut apparenter ça à calculer la moyenne et l'écart-type des données pour déterminer une fonction de "densité de probabilité". Pour calculer ce score, l'algorithme isole la donnée en question de manière récursive : il choisit une variable au hasard et fixe un seuil de coupure au hasard, puis il évalue si cela permet d'isoler une observation en particulier.

5.5.2 Création de la base de données d'apprentissage

Au vu du comportement de la passe numéro 7 observé dans la section 5.4, on va utiliser la détection d'anomalie sur cette configuration. Afin de simplifier l'analyse des résultats, on va principalement travailler avec la longueur du bain où l'on a observé une augmentation croissante de la longueur du bain de fusion aux alentours de 50 s, entre 100 et 150 s ainsi qu'un pic aux alentours des 260 s.

En appliquant la méthode de forêt d'isolement, on obtient le résultat qui est présenté sur la figure 5.13. On peut observer que l'algorithme a réussi à détecter des points qui sortent du comportement général de l'évolution de la longueur. On peut alors récupérer les points détectés et les étiqueter comme anomalies. On peut remarquer que certains points sont isolés tandis d'autres se rapprochent fortement. Les trois zones identifiées précédemment présentent bien des anomalies, ce qui nous conforte dans l'utilisation de ce modèle. Un examen des contours ne montre pas d'erreurs

dans la détection qui auraient pu créer des anomalies artificielles.

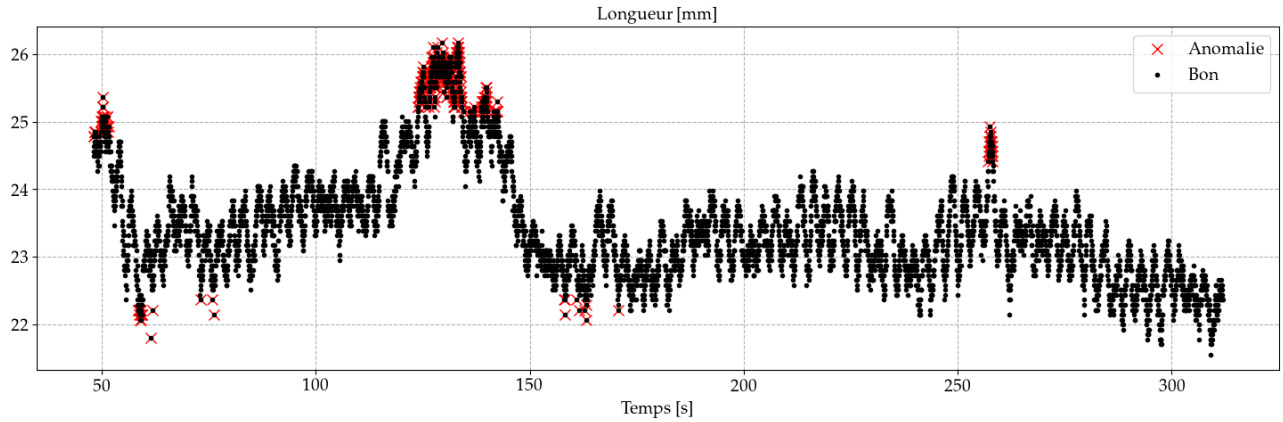


FIGURE 5.13 – Apprentissage non-supervisé pour la détection d'anomalie.

Une représentation du nombre de classe est illustrée sur la figure 5.14 (a). On peut observer que la classe bonne (sans anomalie) est largement supérieure à la classe anomalie. De ce fait, il est difficile de construire un modèle robuste : on doit nécessairement passer par un processus d'équilibrage. La figure 5.14 (b) illustre ce processus afin de passer à l'entraînement du modèle de classification binaire (bon - anomalie). Nous avons opté pour un sur-échantillonnage des données anomalies, c'est à dire, que nous avons augmenté les données des anomalies. L'étude du cas inverse, équilibrage des classes en fonction du nombre d'anomalie est testée, c'est à dire, de réduire le nombre de données bonnes. Les deux types d'équilibrage donnent des résultats similaires.

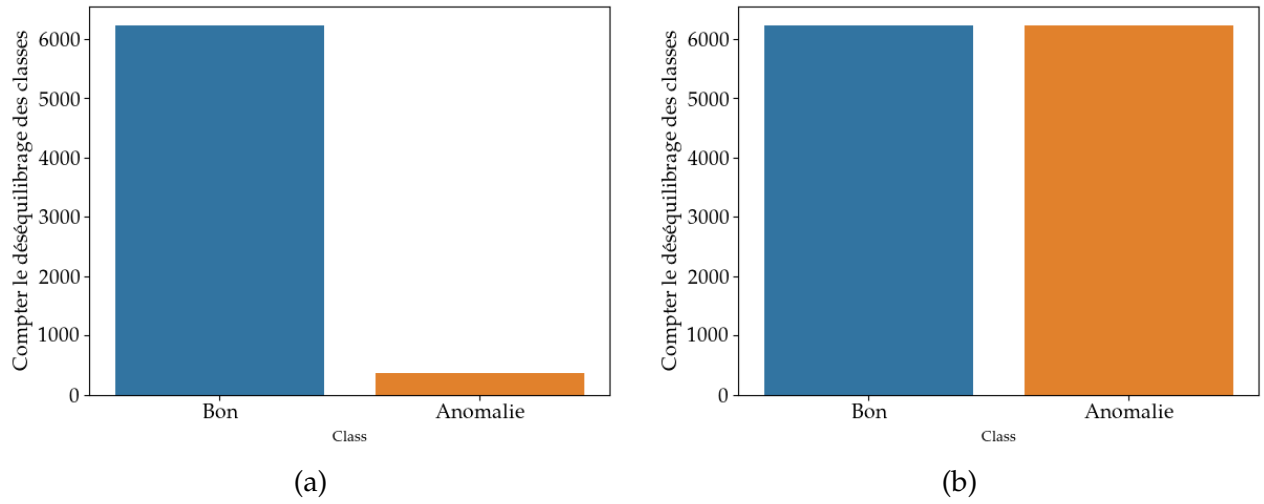


FIGURE 5.14 – (a) Déséquilibrage des classes bonnes et anomalies, (b) équilibrage des classes bonnes et anomalies.

Par la suite, on peut réaliser les différentes phases d'apprentissage, de test et de validation d'un algorithme d'apprentissage supervisé (cf. chapitre 3).

5.5.3 Apprentissage supervisé pour la passe N en fonction de la passe N-1

Dans cette partie, l'étude s'intéresse à la classification du mode opératoire de soudage de la passe N en fonction d'un modèle construit à partir de la passe N-1. L'algorithme arbre de décision est choisi pour prédire la passe N car le modèle a présenté de meilleurs résultats en terme de classification et temps de prédiction dans le chapitre 3.

On a pu remarquer dans la section 5.4 que les longueurs des bains peuvent avoir un écart en fonction de la réalisation du cordon dans le chanfrein. Plus on remplit le chanfrein, plus le cordon semble s'allonger. Ceci est probablement dû à une modification des conditions initiales ou aux limites pour la thermique.

Pour pouvoir regrouper les différentes passes entre elles, on a dû faire un premier calcul de la moyenne glissante sur l'ensemble de la passe N et la passe N-1 et les comparer. Cette première étape de traitement est nécessaire car on a pu observer dans le chapitre 3 que le modèle de classification a besoin de valeurs d'entrée relativement proches pour garantir une prédiction correcte. Mais si de base les données d'entrée ont un écart avec les données d'apprentissage, le modèle sera biaisé par cet écart (cf. figure 5.10). La figure 5.15 présente le résultat de la prédiction sans recalage des données par rapport à la moyenne glissante. On observe que le modèle a classé toute l'opération dans la classe anomalie car les données ont un écart avant même d'entrer dans le modèle d'apprentissage automatique. On comprend alors l'intérêt d'utiliser la différence des moyennes sur la passe N et la passe N-1 et d'étudier ainsi principalement les fluctuations. Il est à noter que théoriquement, si les longueurs de bain auraient été bien différentes, une normalisation des fluctuations autour de la moyenne aurait pu être imaginée. Dans notre cas, la variation en fonction de la passe dans le chanfrein n'est pas assez importante pour réaliser cette opération.

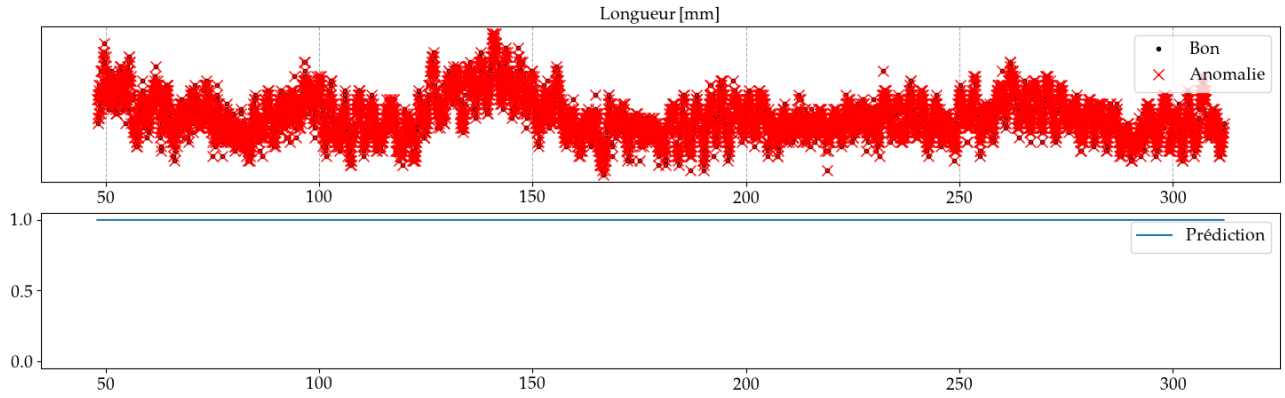


FIGURE 5.15 – Apprentissage supervisé pour la classification ...

Les résultats de la prédiction de la passe 9 par rapport aux données d'apprentissage de la passe 7 sont présentés sur la figure 5.16. La figure du haut représente la tendance de la longueur du bain de fusion de la passe 9. Les points en rouge représentent le résultat prédiction du modèle d'arbre de décision classé dans la catégorie anomalie (105 contours). Le reste des points (en noir) sont classés comme bon (6495 contours). Au vu de l'allure de la courbe et des points sélectionnés comme incorrects, la prédiction semble se rapprocher en effet d'un comportement "anormal" en fonction de la tendance générale. Néanmoins, certains points auraient pu être détectés comme le point aux alentours de 160 s ou 180 s. Dans la prochaine section, le caractère prédictif de la passe N à partir des passes N-1 sera testé. De ce fait, la base de données d'apprentissage sera alimentée en cours de fabrication afin d'avoir un modèle le plus robuste possible.

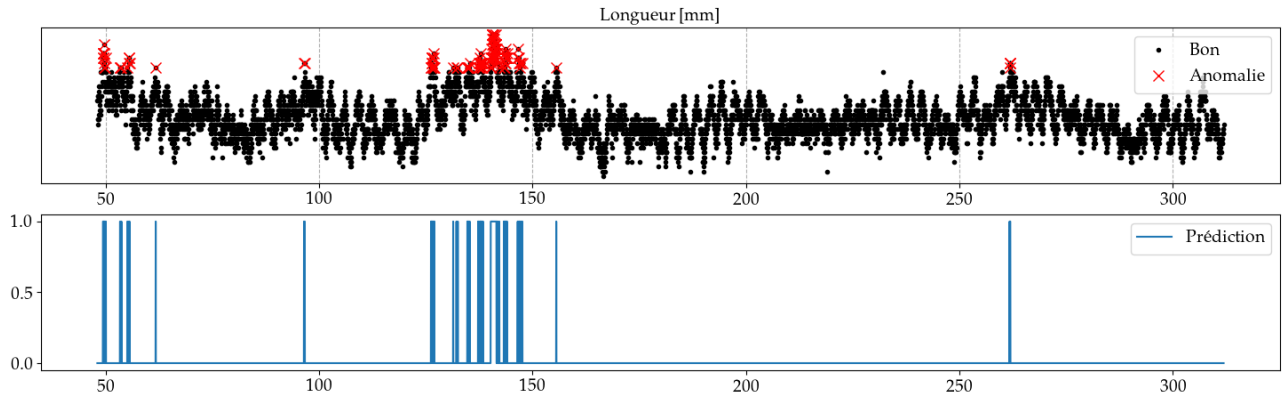


FIGURE 5.16 – Apprentissage supervisé pour la classification ...

L'étude des images en cours de fabrication valide le fait qu'il soit possible qu'il y ait une anomalie détectée car pour ces temps le bain s'allonge. Une analyse plus fine ne semble pas indiquer un quelconque défaut au niveau de la géométrie extérieure du cordon.

5.5.4 Enrichissement de la base de données en cours de fabrication

Tout d'abord, la base de données d'apprentissage est alimentée par les catégories : anomalie, bon, de la passe 7 mais également le résultat de prédiction de la passe 9. Dans ce premier test, l'enrichissement de la base de données d'apprentissage permettra la reconstruction d'un modèle avec les points de prédiction classés comme anomalie de la passe 9. Ce choix permettra de limiter la différence du nombre d'échantillon dans les différents labels et ainsi limiter le sur-échantillonnage de cette classe. La construction du modèle de classification s'est faite sur la même base que le chapitre 3. Le modèle va prédire la classification de la passe 11.

La figure 5.17 présente le résultat de prédiction du modèle d'apprentissage automatique. Dans un premier temps, on constate que le comportement de la longueur du bain de fusion semble relativement stable dans la zone d'analyse. On retrouve une oscillation periodique sur l'ensemble du cordon. Le résultat de la prédiction du modèle est très positif. En effet, les points détectés comme anomalie présentent bien un écart anormal. On remarque que le modèle arrive bien à identifier le pic de déviation de la longueur aux alentours de 220 s ainsi que l'augmentation de l'oscillation du bain en fin de cordon. En revanche, on peut identifier que le modèle détecte bien les anomalies qui sont supérieures à la moyenne de la longueur. On peut supposer que comme le modèle d'apprentissage n'a vu que des données d'anomalie sur la partie supérieure dans sa phase d'entraînement, il sera alors difficile pour ce modèle de détecter une anomalie inférieure à la moyenne du cordon qui pourrait témoigner d'un manque de fusion.

La figure 5.18 présente le résultat du cordon 25 avec l'entraînement du modèle construit avec les classes bonnes de la passe 7 et les anomalies du cordon de 7 à 23. La fluctuation du bain est plus importante que précédemment (cf. figure 5.17) mais garde une fréquence constante. La prédiction des anomalies semble relativement correcte. Comme pour le cas précédent, on remarque qu'aucune anomalie n'a été détectée en dessous de la moyenne.

5.6 Temps de traitement

Un point important pour le contrôle en cours de fabrication est le temps de traitement. La figure 5.19 présente les temps de traitement pour les différentes briques développées dans le processus de

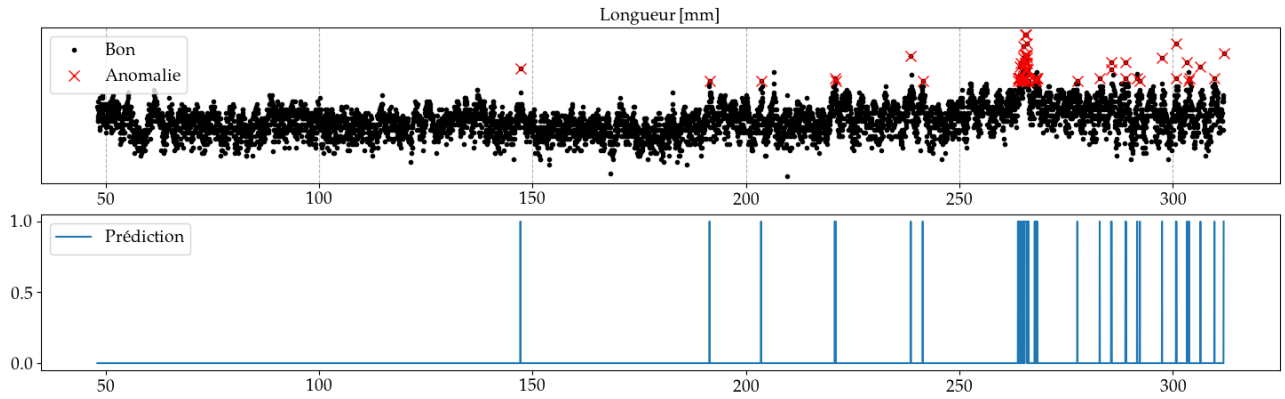


FIGURE 5.17 – Apprentissage supervisé pour la classification du cordon 11.

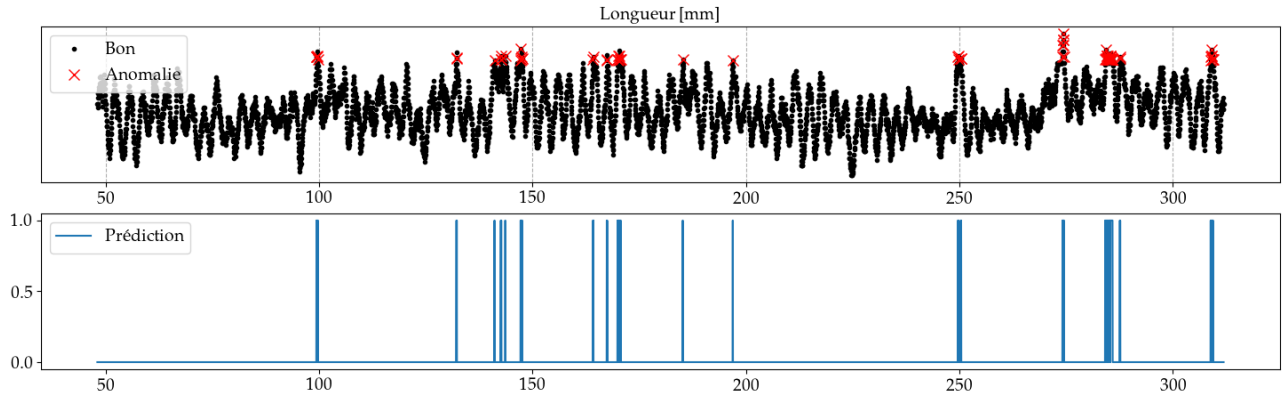


FIGURE 5.18 – Apprentissage supervisé pour la classification du cordon 25.

contrôle de la maquette industrielle. Le temps de traitement du contour et de l'extraction des caractéristiques géométriques correspond au traitement pour une image. Il est relativement important mais l'ensemble des traitements sont réalisés en langage Python. Une programmation compilée des algorithmes peuvent permettre un gain d'un facteur 10 et laisse la possibilité de faire le traitement en cours de fabrication.

Les temps d'apprentissage des modèles sont importants mais peuvent se faire lors du temps d'attente pour le respect de la température inter-passes. Pour la prédiction une fois le modèle mis en place avec une classification, le temps de traitement est relativement court. On peut dire que ce temps reste négligeable devant la mise en place d'un moyen de contrôle non-destructif et permet de mieux cibler les zones à risque.

5.7 Conclusion

Ce chapitre a permis de mettre en place les différents outils développés dans la chaîne de contrôle pour la compréhension, la validation et de contrôle de l'opération de soudage sur une maquette à dimension réelle. Les paramètres procédés sont pilotés par le descriptif de mode opératoire de soudage conforme au code de construction et les normes en vigueur.

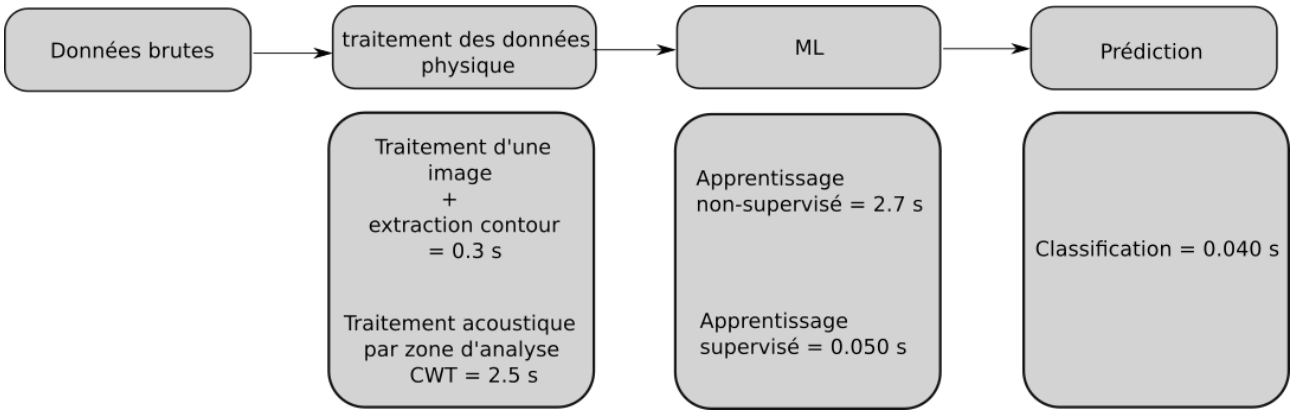


FIGURE 5.19 – Temps de traitement pour chaque partie du processus du contrôle du procédé.

Avec cette application, on a été confrontés aux contraintes d'accessibilité pour la mise en place des capteurs. La mesure de la tension n'a pas pu être effectuée en raison de l'amorçage à haute fréquence. La mesure de la vitesse fil et du débit de gaz de protection n'ont pas pu être implémentés car l'accès ne nous le permettait pas. Le microphone, la mesure de l'intensité et une caméra pour l'observation de la dynamique du bain ont pu être installés autour du procédé TIG afin de surveiller l'opération de soudage. Du fait d'un apport de chaleur important, les phénomènes physiques impliqués pour la création et la formation du bain de fusion sont nombreux et complexes. Néanmoins, les observations sont tout de même riches en informations pour essayer d'appréhender la dynamique du bain.

La structure de la base de données développée a permis de stocker, structurer les données issues des capteurs ainsi qu'un traitement rapide des données en post-traitement mais également pour alimenter un modèle d'apprentissage automatique. La structure de la base de données développée au chapitre 2 s'est avérée efficace dans ce contexte applicatif.

Les méthodes développées pour le traitement signal acoustique et des images ont pu être utilisées dans un processus de contrôle d'une opération de soudage. Des pistes ont pu être identifiées et présentées pour construire une base de données en cours de fabrication qui servira aux différentes phases d'entraînement d'un modèle d'apprentissage automatique. La première approche identifiée est d'utiliser un modèle d'apprentissage non-supervisé afin d'identifier des anomalies sur le comportement du bain de fusion grâce aux caractéristiques géométriques. De ce fait, le modèle prédit deux classes : bon et anomalie, qui nous servira pour construire un modèle d'apprentissage supervisé afin de prédire la passe N+1 pour identifier les points catégorisés comme bon ou anomalie. On a pu pallier le déséquilibrage des classes pour construire le modèle avec les passes précédentes. Pour finir, on a pu proposer une méthodes pour enrichir la base de données en cours de fabrication. Les temps de traitement laissent entrevoir de bonnes perspectives dans l'utilisation de la chaîne de contrôle développée dans cette étude.

Malgré l'identification de possibles anomalies, aucun défaut en surface n'a été détecté par l'opérateur qualifié. Il aurait alors fallu avoir les comptes rendus des contrôles non-destructifs pour voir si il y avait des défauts dans les zones avec anomalies.

Conclusion et perspectives

Bilan

Dans l'industrie nucléaire, les contraintes et les exigences en terme de sûreté imposent un niveau élevé de contrôle des opérations de fabrications et de réparations des soudures. Actuellement, les contrôles qualités sont effectués à posteriori par des méthodes non-destructives. En cas de non-conformité, la soudure doit être réparée sous certaines conditions et contraintes, et ainsi retarder l'opération de maintenance/fabrication avec des conséquences financières potentiellement importantes.

L'objectif de cette thèse était de développer une chaîne de contrôle en cours de fabrication afin de garantir la qualité de l'opération de soudage en localisant et/ou anticipant un défaut ou une dérive et ainsi proposer des actions rectificatives au plus tôt. Pour répondre à cet objectif, la démarche s'est articulée autour de 3 axes comme présentée sur la figure 5.20.

- **Axe 1 - Choix des capteurs et traitements des données** (cf. chapitre 2) : l'objectif de cet axe est de mesurer différentes quantités (paramètres procédés, dimensionnelles) dans un environnement perturbé, sous certaines contraintes.
- **Axe 2 - Modèle de classification pour la conformité du DMOS** (cf. chapitre 3) : l'objectif de cet axe est la mise en place d'un outil de contrôle afin de garantir la conformité du DMOS sur une configuration académique en mono-cordon.
- **Axe 3 - Modèle de régression pour la détection de dérive** (cf. chapitre 4) : l'objectif de cet axe est la mise en place d'un outil de contrôle afin d'anticiper l'apparition d'une dérive sur une géométrie simplifiée d'un chanfrein étroit.

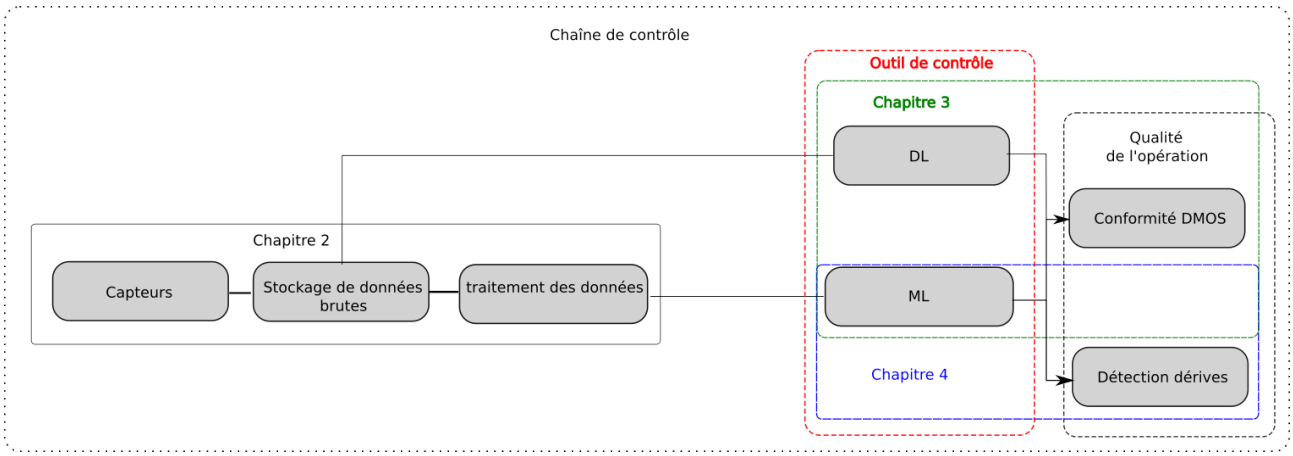


FIGURE 5.20 – Démarche proposée au cours de cette étude.

La première partie du travail (cf. chapitre 1) a permis de mettre en avant la technologie et les principes du soudage pour une opération TIG. Le protocole conforme au code de construction et les normes en vigueur ont été rappelés. Les principaux défauts pouvant apparaître au cours de l'opération de soudage ont été détaillés et leur lien avec la dynamique du bain a été expliqué. L'apparition

aléatoire des défauts a montré l'intérêt de développer un système de surveillance au cours de l'opération de soudage pour assurer la qualité de l'opération. La littérature a montré que le couplage des données expérimentales et l'apprentissage automatique était une méthode intéressante mais qui devait démontrer sa robustesse avec les contraintes industrielles.

Axe 1 - Choix des capteurs et traitements des données : Le premier axe de cette thèse a porté sur le choix des instruments de mesure, capteurs, etc.... Un système de surveillance sans contact est développé pour réaliser des mesures robustes en cours d'opération de soudage en fonction du cahier de charges d'EDF pour assister le soudeur dans un milieu industriel. Les contraintes à respecter sont la taille, le poids et l'accessibilité et la synchronisation de la chaîne d'acquisition. Ce système comprend différents capteurs (signaux électriques : tension, intensité ; suivi du bain liquide, acoustique, etc.) non intrusifs. La qualité est fortement liée à la géométrie du bain de fusion qui est pilotée par l'apport de chaleur. Le suivi du bain et son traitement a permis d'identifier une fluctuation de la géométrie de la zone fondue (longueur, largeur, pénétration). Les applications envisagées ont des temps de fabrication longs, ce qui implique un flux massif de données à traiter / stocker. Il a été alors nécessaire de mettre en place une stratégie pour le stockage de données afin de garantir la traçabilité, faciliter le traitement des données et alimenter efficacement des modèles d'intelligence artificielle. Ce dispositif expérimental a été développé de façon à être transposable à une configuration industrielle puisque les capteurs respectent les contraintes du cahier des charges pour l'industrialisation.

Axe 2 - Modèle de classification pour la conformité du DMOS : Le deuxième axe correspond à l'utilisation des outils expérimentaux développés pour utiliser les capteurs pour entrainer des méthodes d'apprentissage automatique pour garantir la conformité du DMOS.

Pour mettre en place l'instrumentation, la physique d'un dépôt linéaire a été étudiée. Une campagne a été réalisée pour étudier la géométrie des cordons et son étalement en fonction d'une modification de courant. Les résultats ont permis de mettre en avant les forces prépondérantes pour la formation et la stabilité du bain de fusion dans une configuration académique mono-cordon. On a montré que les phénomènes physiques sont nombreux, complexes et variables durant une opération de soudage et qu'ils ne sont pas aisés à modéliser.

Ainsi, dans la deuxième partie du chapitre, on s'est concentrés autour du développement de moyens de contrôles par l'intermédiaire de modèle d'IA. On s'est intéressés à des algorithmes de classification car ils permettent de répondre à l'objectif initial. Cinq algorithmes de classification ont été testés sur deux configurations de soudage présentant une diffusion thermique et une interaction entre le métal liquide et solide différentes. L'apprentissage profond (CNN 2D), alimenté par les images brutes, arrive à prédire une variation du courant de soudage mais pas lorsque la géométrie du bain de fusion est impactée par une modification de l'épaisseur du métal de base. En effet, on a pu observer que le modèle prend l'arc électrique comme indication d'intérêt et non le bain en utilisant la méthode d'analyse de la composante principale. Cela nous a conduit à utiliser une donnée physique liée à la dynamique du bain telle que le contour. Pour ce faire, on s'est basés sur les traitements développés dans le chapitre 2 qui extrait le contour du bain de fusion et ses caractéristiques géométriques (longueur, largeur, aire, etc.). Ce choix permet la réduction de la BDD et un gain de temps lors de l'entraînement des modèles. Les quatre algorithmes testés (KNN, DT, RF, CNN 1D) présentent de meilleurs résultats de prédictions pour les deux configurations. Ils ont tous les quatre permis de prédire une variation des conditions opératoires à partir de la géométrie du cordon.

Axe 3 - Modèle de régression pour la détection de dérive : Dans le troisième axe, on s'est intéressés aux modèles de régression qui permettent d'établir une fonction qui interpole les données observées afin de prédire des données intermédiaires à la place des catégories. L'objectif était d'apprécier si ces algorithmes permettaient de prédire la dérive d'un des paramètres procédé. On s'est placés dans une configuration problématique en chanfrein étroit où il peut y avoir un décalage de la position de l'électrode.

Dans un premier temps, on a utilisé l'outil expérimental pour analyser l'influence de la gravité sur

les géométries des cordons dans quatre essais avec variation de la position de soudage. On a pu observer que la direction de la gravité impacte fortement le comportement du bain. Comme pour l'Axe 2, une analyse a montré la complexité des phénomènes physiques présents durant une opération de soudage.

Dans un deuxième temps, on s'est intéressés à la position de l'électrode. Différents essais ont été réalisés avec décalage de l'électrode. L'objectif était de prédire la position de l'électrode dans le chanfrein en observant la géométrie du bain de fusion. Pour ce faire, cinq modèles de régression ont été créés pour prédire un décalage de la position du tungstène dans le chanfrein étroit. Les caractéristiques géométriques permettent d'identifier une variation de la position de la torche de soudage en cours d'opération. Les modèles de régression se sont montrés très performants pour prédire la position programmée sur le robot à partir de l'observation et du traitement des images du bain. L'étude a tout de même montré qu'il fallait que la prédiction soit meilleure quand celle-ci se situe dans le domaine de définition de la base de donnée.

Aboutissement des travaux de thèse : un des objectifs initial était de réaliser un démonstrateur de laboratoire de l'ensemble de la chaîne de contrôle développée tout au long de cette thèse en vu d'une industrialisation. Le dernier chapitre présente la mise en application de l'ensemble des moyens et des méthodes développés dans cette thèse lors d'une opération de soudage sur une tuyauterie en configuration industrielle chez un sous-traitant. Cette application a permis de faire face aux problèmes en production et aux contraintes d'accessibilité pour la mise en place des capteurs. L'utilisation du dispositif expérimental mis en place tel que présenté dans les Axes 2 et 3 a permis la surveillance de cette opération de soudage, nécessitant 45 cordons pour une durée d'environ 3 jours. Pour avoir des volumes de données traitables, la fréquence d'acquisition de la caméra a néanmoins été réduite pour permettre l'acquisition de l'ensemble des cordons sans retarder le début de la passe. La structure de la base de données développée dans les Axes 1, 2 et 3 a été utilisée pour cette configuration industrielle. L'un des défis de cette application était qu'aucun essai préliminaire ne pouvait servir de base de données d'apprentissage. Une approche a donc été proposée pour identifier des dérives en cours de fabrication à partir d'un seul essai expérimental. Cette méthode consiste à créer une base de données d'entraînement en cours de fabrication et repose sur l'étude du premier cordon pour identifier un comportement moyen, qui va servir de base/référence des cordons suivants. A partir de la tendance générale du comportement du bain, un modèle de détection d'anomalie (isolation forest) est construit pour identifier les "anomalies" et les zones régulières. Ce modèle permet de construire une base de données afin d'alimenter un modèle de classification avec deux catégories : bon - anomalie. Ensuite ce modèle de classification est appliqué sur les cordons suivants, en considérant une translation du comportement moyen de l'évolution au cours du temps de la longueur du bain. L'enrichissement de la base de données d'apprentissage est effectué à la fin de chaque cordon avant de prédire la passe N+1. Cette approche montre des résultats très satisfaisants et permet de mettre en évidence les dérives locales et les zones à fort changement de comportement du bain de fusion. De plus, cette méthode a l'avantage certain de s'appuyer sur un seul essai expérimental en utilisant l'évolution des longueurs de bain des cordons antérieurs comme références pour les futurs cordons à déposer. L'identification des zones à risque permet un contrôle plus approfondi des captures du bain de fusion, un contrôle visuel dans la zone et de mieux cibler les examens non destructifs à effectuer.

Perspectives

A l'issue de ce travail, on peut envisager de nombreuses perspectives au niveau scientifique mais également au niveau industriel.

Capteurs et traitements des données

Transposition de la chaîne de contrôle

Tout d'abord, les outils développés (capteurs et traitements des données) ont montré de très bons résultats pour le contrôle d'une opération de soudage réalisée avec le procédé TIG automatique. Le chapitre 5 permet de montrer la transposition de la chaîne de contrôle développée dans un environnement de laboratoire à un environnement industriel. Cette étude a permis de mettre en avant quelques éléments de modification à apporter au "prototype" de la chaîne de contrôle afin de faciliter son déploiement sur une opération de production.

Une étude pourrait permettre de réaliser la transposition de la chaîne de contrôle sur un autre procédé automatique : le MIG-MAG qui est notamment utilisé en fabrication additive avec le procédé WAAM (Wire Arc Additive Manufacturing). En effet, la fabrication additive fait partie des activités d'EDF R&D. Une première analyse a été réalisée et laisse entrevoir de bonnes perspectives dans la transposition des capteurs. Tout comme les opérations de soudage, le processus de contrôle doit être assuré pour garantir la qualité. Cependant, ce type de procédure de fabrication n'est pas encore autorisé dans le domaine du nucléaire mais peut être utilisé dans l'hydraulique.

De ce fait, pour rester dans les contraintes du code de construction, l'étude de la transposition des capteurs doit être effectuée en priorité sur les procédés manuels, TIG dans un premier temps puis le procédé EE. Il est à noter qu'une première étude de la mesure de l'intensité sur un poste TIG manuel a été réalisée et a donné des résultats très satisfaisants. En revanche, les caméras et le microphone peuvent perturber le soudeur. Il faudra penser à un système pour pallier cette contrainte.

Développement de nouveaux capteurs

Dans la partie développement de capteurs à intégrer à la chaîne de contrôle des perspectives peuvent être également envisagées. Une méthode envisagée peut être l'utilisation d'un endoscope pour l'observation de la dynamique du bain de fusion lors d'une opération en soudage manuel. De plus, ce capteur peut également être utilisé sur des opérations à espace restreint, où la mise en place des caméras serait impossible.

Un des enjeux important pour l'étude et le contrôle du comportement *in-situ* des parties liquide est la mesure des températures en surface du bain. La mesure de la distribution de ce champ par un système de pyrométrie bichromatique [95] pourrait donner des informations sur les vitesses observées en surface et ainsi mieux appréhender les mécanismes physiques. Néanmoins, une des problématique majeure est la présence du rayonnement de l'arc sur l'image et son reflet à la surface libre du bain qui peut perturber la mesure. De plus, la technique de mesure doit être sans contact, non-intrusive et compacte. Une autre approche de mesure de température peut être réalisée. Celle-ci repose sur l'utilisation d'un pyromètre pour permettre le contrôle des températures entre-passes afin d'automatiser le déclenchement du cordon suivant la consigne donnée dans le DMOS est respectée.

Malgré les pistes proposées dans le chapitre 2 pour assurer la mesure de la vitesse d'avance. Le développement de ce capteur s'avère primordial pour le contrôle de l'apport de chaleur. Dans le cas d'un procédé automatique, la vitesse est asservie par le mouvement de la torche ou de la table en translation et est constante. Néanmoins, pour un soudeur manuel, il est plus difficile de quantifier sa vitesse car il peut ajuster et déplacer la torche en temps réel pour effectuer des rectifications s'il observe une dérive du bain de fusion.

Méthode de contrôle

Dans la perspective de développer de nouvelles méthodes de contrôle d'une opération de soudage, un système de contrôle en boucle fermée alimenté par un modèle d'apprentissage automatique peut être une piste. En effet, dans le chapitre 4 le modèle de régression développé permet d'identifier

un décalage de la trajectoire de la torche de soudage. De ce fait, en couplant la prédiction du modèle en cours de fabrication à un système en boucle fermée, on pourrait donner une action rectificative au robot afin de modifier sa trajectoire en ligne. Ce système peut également être couplé avec la mesure des paramètres procédés. Par exemple, dans le cas d'une détection d'un comportement anormal du bain de fusion (augmentation de la taille), on pourrait alors diminuer l'apport de chaleur afin de faire revenir sa taille à un comportement "normal".

Pour finir, aujourd'hui, l'objectif industriel pour EDF est de mettre en œuvre des systèmes connectés et intelligents pour assurer la maîtrise des procédés de soudage en cours de fabrication ou de maintenance. Dans cette perspective, le développement d'une chaîne numérique est nécessaire, comprenant cette présente chaîne de contrôle couplée à des modèles numériques afin de construire un jumeau numérique. La chaîne de contrôle permettra de surveiller les soudures, suivre les dérives du procédé en temps réel et de diagnostiquer une potentielle apparition de défauts. L'enrichissement des données expérimentales est un point important dans le couplage expérimentation - simulation numérique - intelligence artificielle. Que ce soit pour alimenter des modèles d'intelligence artificielle, pour alimenter des simulations numériques afin d'accéder à des informations non-mesurables sans la destruction de la pièce ou fournir des observations pour la validation des résultats de simulation. Un des points important à implémenter dans le cadre industriel est la mesure des paramètres procédés : tension, intensité, vitesse d'avance, sur les procédés manuels et automatiques. Car en effet, l'un des premiers éléments clés de la qualité d'une opération de soudage est le respect du protocole de mise en œuvre (DMOS). Cette information devra être enregistrée de manière sécurisée et capitalisée. Enfin, cette banque de données vise à rassembler l'ensemble des paramètres qui permettent :

- la conception,
- la fabrication,
- les contrôles,
- les éventuelles opérations de maintenance,
- les données mesurées par les différents capteurs,
- les données simulées fournies par le jumeau numérique de la soudure.

Bibliographie

[1] N. Akkas, D. Karayel, S. Ozkan, A. OLur, and T. Bayram. Modeling and analysis of the weld bead geometry in submerged arc welding by using adaptive neurofuzzy inference system. *Mathematical Problems in Engineering*, 2013, 2013.

[2] Sadek C.A. Alfaro, D. de S. Mendonça, and M. S. Matos. Emission spectrometry evaluation in arc welding monitoring system. *Journal of Materials Processing Technology*, 179(1-3) :219–224, 2006.

[3] Sadek C.A. Alfaro and F. D. Franco. Exploring infrared sensoring for real time welding defects monitoring in GTAW. *Sensors*, 10(6) :5962–5974, 2010.

[4] P. P. Álvarez, P. Kerfriden, D. Ryckelynck, and V. Robin. Real-time data assimilation in welding operations using thermal imaging and accelerated high-fidelity digital twinning. *Mathematics*, 9(18), 2021.

[5] Pablo Peireira Alvarez. *Prévision en temps réel de contraintes mécaniques en soudage par une bibliothèque de métamodèles*. PhD thesis, MINES ParisTech, 2022.

[6] A. Ancona, P. M. Lugarà, F. Ottonelli, and I. M. Catalano. A sensing torch for on-line monitoring of the gas tungsten arc welding process of steel pipes. *Measurement Science and Technology*, 15(12) :2412–2418, 2004.

[7] K. Andersen and G. E. Cook. Synchronous weld pool oscillation for monitoring and control. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 33(2) :464–471, 1997.

[8] E. Anderson. The Problem of Species in the Northern Blue Flags, Iris versicolor L. and Iris virginica L. *Annals of the Missouri Botanical Garden*, 15(3) :241, 1928.

[9] G. Asch, E. Chamberod, P. Desgoutte, J. Gunther, Z. Mammeri, P. Renard, and L. Néel. *Acquisition de données du capteur à l'ordinateur*. L'usine, l'usine no edition, 2003.

[10] D. Bacioiu, G. Melton, M. Papaelias, and R. Shaw. Automated defect classification of Aluminium 5083 TIG welding using HDR camera and neural networks. *Journal of Manufacturing Processes*, 45(June) :603–613, 2019.

[11] D. Bacioiu, G. Melton, M. Papaelias, and R. Shaw. Automated defect classification of SS304 TIG welding process using visible spectrum camera and machine learning. *NDT and E International*, 107(July), 2019.

[12] P. J. Ballester and John B.O. Mitchell. A machine learning approach to predicting protein-ligand binding affinity with applications to molecular docking. *Bioinformatics*, 26(9) :1169–1175, 2010.

[13] P. Banerjee, S. Govardhan, H. C. Wikle, J. Y. Liu, and B. A. Chin. Infrared sensing for on-line weld geometry monitoring and control. *Journal of Manufacturing Science and Engineering, Transactions of the ASME*, 117(3) :323–330, 1995.

[14] D. Bebiano and Sadek C.A. Alfaro. A Weld Defects Detection System Based on a Spectrometer. *Sensors*, 9(4) :2851–2861, 2009.

[15] M. Bergheau. Modelisation numerique des procedes de soudage Modelisation numérique des procedes de soudage. *Techniques de l'ingénieur*, 33(0), 2004.

[16] N. Blanc, T. Boutin, I. Bendaoud, F. Soulié, and C. Bordreuil. Proper orthogonal decomposition analysis of variable temperature field during gas tungsten arc welding. *Physics of Fluids*, 33(12), 2021.

[17] Damien BOREL. *Etude numérique et expérimentale des transferts thermiques dans un plasma d'arc-Application au soudage à l'arcarc TIG*. PhD thesis, Université de Rouen, 2013.

[18] L. Bourtoule, V. Chandrasekaran, C. A. Choquette-Choo, H. Jia, A. Travers, B. Zhang, D. Lie, and N. Papernot. *Machine unlearning*, volume 2021-May. Bourtoule2021, 2021.

[19] T. BOUTIN, I. BENDAOUD, J. DELMAS, D. BOREL, and C. Bordreuil. Rapport Instrumentation d'une opération de soudage pour analyser l'influence de la gravité sur le comportement du bain de fusion en position corniche. Technical report, Université de Montpellier - EDF, 2020.

[20] T. BOUTIN, S. HILAL, and P. P. ALVAREZ. Approches expérimentales pour l'observation cartographique de la difusion de la température : calibration d'une caméra infrarouge. Technical report, Université de Montpellier - EDF, 2020.

[21] Leo Breiman. *Classification and Regression Trees by Leo Breiman*. Number January. IA, 1999.

[22] M. BROCHARD. *Modele couple cathode-plasma-piece en vue de la simulation du procede de soudage a l'arc TIG*. PhD thesis, Universit´e de Provence (Aix-Marseille I), 2009.

[23] P. Burgardt and C. R. Heiple. Interaction Between Impurities and Welding Variables in Determining Gta Weld Shape. *Welding Journal (Miami, Fla)*, 2(6) :150–155, 1986.

[24] W. Cai, J. Z. Wang, P. Jiang, L. C. Cao, G. Y. Mi, and Q. Zhou. Application of sensing techniques and artificial intelligence-based methods to laser welding real-time monitoring : A critical review of recent literature. *Journal of Manufacturing Systems*, 57(May) :1–18, 2020.

[25] E. H. Cayo and S. C. Absi Alvaro. Welding quality measurement based on acoustic sensing. *Proceedings of 19th International Congress of Mechanical Engineering*, 3(2) :571–579, 2007.

[26] N. Chandrasekhar, M. Vasudevan, A. K. Bhaduri, and T. Jayakumar. Intelligent modeling for estimating weld bead width and depth of penetration from infra-red thermal images of the weld pool. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 26(1) :59–71, 2015.

[27] Julien Chapuis. *Une approche pour l'optimisation des op érations de soudage à l'arc*. PhD thesis, Université de Montpellier, 2011.

[28] B. Chen and S. Chen. Multi-sensor information fusion in pulsed GTAW based on fuzzy measure and fuzzy integral. *Assembly Automation*, 30(3) :276–285, 2010.

[29] B. Chen, S. Chen, and J. Feng. A study of multisensor information fusion in welding process by using fuzzy integral method. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 74(1-4) :413–422, 2014.

[30] B. Chen and J. Feng. Multisensor information fusion of pulsed GTAW based on improved D-S evidence theory. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 71(1-4) :91–99, 2014.

[31] B. Chen, J. Wang, and S. Chen. Modeling of pulsed GTAW based on multi-sensor fusion. *Sensor Review*, 29(3) :223–232, 2009.

[32] W. H. Chen, S. Nagarajan, and B. A. Chin. Weld Penetration Sensing And Control. *Infrared Technology XIV*, 0972 :268, 1988.

[33] Z. Chen, J. Chen, and Z. Feng. Welding penetration prediction with passive vision system. *Journal of Manufacturing Processes*, 36(August) :224–230, 2018.

[34] Minh Chien NGUYEN. UNIVERSITÉ D'AIX-MARSEILLE UMR 7343 CNRS école polytechnique universitaire de Marseille. Technical report, UNIVERSITÉ D'AIX-MARSEILLE, 2012.

[35] S. Chokkalingham, N. Chandrasekhar, and M. Vasudevan. Predicting the depth of penetration and weld bead width from the infra red thermal image of the weld pool using artificial neural network modeling. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 23(5) :1995–2001, 2012.

[36] R. Choo and J. Szekely. The effect of gas shear stress on Marangoni flows in arc welding. *Welding Journal*, pages pp. 223–233, 1991.

[37] R. Choo and J. Szekely. Vaporization kinetics and surface temperature in a mutually coupled spot gas tungsten arc weld and weld pool. *Welding Journal*, pages 77–93, 1992.

[38] I. Choquet, H. Nilsson, and M. Sass-tisovskaya. Modeling and simulation of a heat source in electric arc welding. *Proceedings from the 4th Swedish Production Symposium, Lund, Sweden*, pages 202–211, 2011.

[39] D. DeLapp, G. Cook, A. Strauss, and W. Hofmeister. Quantitative observations of surface flow and solidification on autogenous GTA weld pools. *ASM Proceedings of the International Conference : Trends in Welding Research*, 2005 :97–102, 2005.

[40] J. N. DuPont and A. R. Marder. Thermal efficiency of arc welding processes. *Welding Journal (Miami, Fla)*, 74(12) :406–s, 1995.

[41] I. Eriksson, J. Powell, and A. F.H. Kaplan. Signal overlap in the monitoring of laser welding. *Measurement Science and Technology*, 21(10), 2010.

[42] Y. Feng, Z. Chen, D. Wang, J. Chen, and Z. Feng. DeepWelding : A deep learning enhanced approach to GTAW using multisource sensing images. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 16(1) :465–474, 2020.

[43] P. Ghanty, S. Paul, D. P. Mukherjee, M. Vasudevan, N. R. Pal, and A. K. Bhaduri. Modelling weld bead geometry using neural networks for GTAW of austenitic stainless steel. *Science and Technology of Welding and Joining*, 12(7) :649–658, 2007.

[44] P. Ghanty, M. Vasudevan, D. P. Mukherjee, N. R. Pal, N. Chandrasekhar, V. Maduraimuthu, A. K. Bhaduri, P. Barat, and B. Raj. Artificial neural network approach for estimating weld bead width and depth of penetration from infrared thermal image of weld pool. *Science and Technology of Welding and Joining*, 13(4) :395–401, 2008.

[45] W. H. Giedt, P. W. Fuerschbach, and L. N. Tallerico. Gta Welding Efficiency - Calorimetric and Temperature Field Measurements. *Welding Research Supplement*, pages 28–31, 1987.

[46] P. Goldberg. Parametric techniques, 1985.

[47] N. Görnitz, M. Kloft, K. Rieck, and U. Brefeld. Toward supervised anomaly detection. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 46 :235–262, 2013.

[48] P. Goupillaud, A. Grossmann, and J. Morlet. Cycle-octave and related transforms in seismic signal analysis. *Geoexploration*, 23(1) :85–102, 1984.

[49] E.Le Guen. *Etude du procédé de soudage hybride laser / MAG : Caractérisation de la géométrie et de l ' hydrodynamique du bain de fusion et développement d ' un modèle 3D thermique*. PhD thesis, Université de Bretagne-Sud, 2010.

[50] J. Günther. *Machine intelligence for adaptable closed loop and open loop production engineering systems*. PhD thesis, Technische Universität München,, 2018.

[51] J. Günther, P. Pilarski, G. Helfrich, H. Shen, and K. Diepold. Intelligent laser welding through representation, prediction, and control learning : An architecture with deep neural networks and reinforcement learning. *Mechatronics*, 34 :1–11, 2016.

[52] M. Gupta, J. Gao, C. C. Aggarwal, and J. Han. Outlier Detection for Temporal Data : A Survey. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 26(9) :2250–2267, 2014.

[53] G. Hackeling. *Mastering Machine Learning with scikit-learn*. Packt Publishing Ltd, 2014.

[54] T. Hastie, R. Tibshirani, and M. Wainwright. *Statistical learning with sparsity : The lasso and generalizations*. CRC, 2015.

[55] C. R. Heiple, J. R. Rope, R. T. Stagner, and R. J. Aden. Surface Active Element Effects on the Shape of Gta, Laser, and Electron Beam Welds. *Welding Journal (Miami, Fla)*, 62(3) :72–77, 1983.

[56] C. R. Heiple and J. R. Roper. Effect of Selenium on Gtaw Fusion Zone Geometry. *Welding Journal (Miami, Fla)*, 60(8) :143–145, 1981.

[57] C. R. Heiple and J. R. Roper. Mechanism for Minor Element Effect on Gta Fusion Zone Geometry. *Welding Journal (Miami, Fla)*, 61(4), 1982.

[58] P. Henrikson. Visualisation of weld pool surface flow during tig welding of stainless steel 316l plates. *in Mathematical Modelling of Weld Phenomena*, vol. 7 :125 – 147, 2005.

[59] Sami Hilal. *Prédiction de l'état résiduel et microstructural pour la fabrication additive par dépôt de fil métallique à l'arc (WAAM)*. PhD thesis, MINES ParisTech, 2022.

[60] W. Huang and R. Kovacevic. A neural network and multiple regression method for the characterization of the depth of weld penetration in laser welding based on acoustic signatures. *Journal Intelligence Manufacturing*, pages 131–143, 2011.

[61] A. Javidi Shirvan and I. Choquet. A review of cathode-arc coupling modeling in GTAW. *Welding in the World*, 60(4) :821–835, 2016.

[62] Z. Jin, J. Shang, Q. Zhu, C. Ling, W. Xie, and B. Qiang. RFRSF : Employee Turnover Prediction Based on Random Forests and Survival Analysis. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 12343 LNCS :503–515, 2020.

[63] L. A. Jones, T. W. Eagar, and J. H. Lang. Magnetic forces acting on molten drops in gas metal arc welding. *Journal of Physics D : Applied Physics*, 31(1) :93–106, 1998.

[64] A. Khan, A. Sohail, U. Zahoora, and A. Qureshi. A survey of the recent architectures of deep convolutional neural networks. *Artificial Intelligence Review*, 53(8) :5455–5516, 2020.

[65] M. Khanzadeh, S. Chowdhury, M. Marufuzzaman, Mark A. Tschopp, and L. Bian. Porosity prediction : Supervised-learning of thermal history for direct laser deposition. *Journal of Manufacturing Systems*, 47(September 2017) :69–82, 2018.

[66] Kim. KIM, Ill-Soo et al. A Study on Development of a New Algorithm for Predicting the Process.pdf, 2001.

[67] C. H. Kim, W. Zhang, and T. DebRoy. Modeling of temperature field and solidified surface profile during gas-metal arc fillet welding. *Journal of Applied Physics*, 94(4) :2667–2679, 2003.

[68] I. S. Kim, A. Basu, and E. Siores. Mathematical models for control of weld bead penetration in the GMAW process. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 12(6) :393–401, 1996.

[69] I. S. Kim, J. S. Son, C. E. Park, I. J. Kim, and H. H. Kim. An investigation into an intelligent system for predicting bead geometry in GMA welding process. *Journal of Materials Processing Technology*, 159(1) :113–118, 2005.

[70] D.P. Kingma and J. Lei. Ba. Adam : A method for stochastic optimization. *3rd International Conference on Learning Representations, ICLR 2015 - Conference Track Proceedings*, pages 1–15, 2015.

[71] C. Knaak, G. Kolter, F. Schulze, M. Kröger, and P. Abels. Deep learning-based semantic segmentation for in-process monitoring in laser welding applications. *Applications of Machine Learning*, 1113905(September) :2, 2019.

[72] Koudadje. *Etude expérimentale et modélisation numérique du bain de fusion en soudage TIG d'aciers*. PhD thesis, Université Aix-Marseille, 2013.

[73] R. Kovacevic and Y. M. Zhang. Real-Time Image Processing for Monitoring of Free Weld Pool Surface. *Journal of Manufacturing Science and Engineering, Transactions of the ASME*, 119(2) :161–169, 1997.

[74] D. Lacroix, C. Boudot, and G. Jeandel. Spectroscopic studies of GTA welding plasmas. Temperature calculation and dilution measurement. *EPJ Applied Physics*, 8(1) :61–69, 1999.

[75] D. Lacroix, G. Jeandel, and C. Boudot. Spectroscopic characterization of laser-induced plasma created during welding with a pulsed Nd :YAG laser. *Journal of Applied Physics*, 81(10) :6599–6606, 1997.

[76] Y. Lecun, Y. Bengio, and G. Hinton. Deep learning. *Nature*, 521(7553) :436–444, 2015.

[77] W. Li, K. Gao, J. Wu, T. Hu, and J. Wang. SVM-based information fusion for weld deviation extraction and weld groove state identification in rotating arc narrow gap MAG welding. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 74(9-12) :1355–1364, 2014.

[78] T. W. Liao. Classification of welding flaw types with fuzzy expert systems. *Expert Systems with Applications*, 25(1) :101–111, 2003.

[79] T. W. Liao. Improving the accuracy of computer-aided radiographic weld inspection by feature selection. *NDT and E International*, 42(4) :229–239, 2009.

[80] T. W. Liao and Y. Li. An automated radiographic NDT system for weld inspection : Part II - Flaw detection. *NDT and E International*, 31(3) :183–192, 1998.

[81] M. L. Lin and T. W. Eagar. Influence of Surface Depression and Convection on Arc Weld Pool Geometry. *American Society of Mechanical Engineers, Production Engineering Division (Publication) PED*, 10 :63–69, 1983.

[82] M. L. Lin and T. W. Eagar. Influence of Arc Pressure on Weld Pool Geometry. *Welding Journal (Miami, Fla)*, 64(6) :1163–1169, 1985.

[83] M. L. Lin and T. W. Eagar. Effects of Surface Depression and Convection in Gta Welding. *Metallurgical Transactions B*, pages 47–51, 1986.

[84] F. Meriaudeau. Temperature imaging and image processing in the steel industry. *Optical Engineering*, 35(12) :3470, 1996.

[85] F. Meriaudeau. Real time multispectral high temperature measurement : Application to control in the industry. *Image and Vision Computing*, 25(7) :1124–1133, 2007.

[86] F. Meriaudeau, F. Truchetet, D. Grevey, and A. B. Vannes. Laser cladding process and image processing. *Lasers in Engineering*, 6(3) :161–187, 1997.

[87] R. W. Messler. *Principles of welding : processes, physics, chemistry and metallurgy.* 2004.

[88] Micro-Measurements. Noise Control in Strain Gage Measurements Strain Gages and Instruments, Tech Note TN-501-2. *Micro-Measur*, pages 1–8, 2013.

[89] G. S. Mills. Use of Emission Spectroscopy for Welding Arc Analysis. *Welding Journal (Miami, Fla)*, 56(3) :93–96, 1977.

[90] J. Mirapeix, A. Cobo, O. M. Conde, C. Jaúregui, and J. M. López-Higuera. Real-time arc welding defect detection technique by means of plasma spectrum optical analysis. *NDT and E International*, 39(5) :356–360, 2006.

[91] J. Mirapeix, A. Cobo, P. B. García-Allende, O. M. Conde, and J. M. Lopez-Higuera. Welding diagnostics based on feature selection and optimization algorithms. *Optical Sensing and Detection*, 7726 :77260F, 2010.

[92] J. Mirapeix, P. B. García-Allende, A. Cobo, O. M. Conde, and J. M. López-Higuera. Real-time arc-welding defect detection and classification with principal component analysis and artificial neural networks. *NDT and E International*, 40(4) :315–323, 2007.

[93] J. Mirapeix, R. Ruiz-Lombera, J. J. Valdiande, L. Rodriguez-Cobo, F. Anabitarte, and A. Cobo. Defect detection with CCD-spectrometer and photodiode-based arc-welding monitoring systems. *Journal of Materials Processing Technology*, 211(12) :2132–2139, 2011.

[94] S. Mishra, T. J. Lienert, M. Q. Johnson, and T. DebRoy. An experimental and theoretical study of gas tungsten arc welding of stainless steel plates with different sulfur concentrations. *Acta Materialia*, 56(9) :2133–2146, 2008.

[95] Romain Monier. *Etude experimentale du comportement dynamique des phases liquides en soudage par court-circuit contrôle*. PhD thesis, Université de Montpellier, 2018.

[96] Kevin P. Murphy. *Probabilistic Machine Learning : Advanced Topics Adaptive Computation and Machine Learning*. The MIT Press Cambridge,, 2023.

[97] S. Nagarajan, P. Banerjee, W. Chen, and Bryan A. Chin. Control of the Welding Process Using Infrared Sensors. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 8(1) :86–93, 1992.

[98] S. Nagarajan, W. Chen H., and B. A. Chin. Infrared sensing for adaptive arc welding. *Welding Journal*, 68(11) :462–466, 1989.

[99] D. S. Nagesh and G. L. Datta. Prediction of weld bead geometry and penetration in shielded metal-arc welding using artificial neural networks. *Journal of Materials Processing Technology*, 123(2) :303–312, 2002.

[100] D. S. Nagesh and G. L. Datta. Genetic algorithm for optimization of welding variables for height to width ratio and application of ANN for prediction of bead geometry for TIG welding process. *Applied Soft Computing Journal*, 10(3) :897–907, 2010.

[101] V. Nair and G. E. Hinton. A comparison of self-selected walking speeds and walking speed variability when data are collected during repeated discrete trials and during continuous walking. *Journal of Applied Biomechanics*, 33(5) :384–387, 2017.

[102] R. W. Niles and C. E. Jackson. Weld Thermal Efficiency of the Gtaw Process. *Welding Journal (Miami, Fla)*, 54(1) :25–32, 1975.

[103] K. Nomura, K. Fukushima, T. Matsumura, and S. Asai. Burn-through prediction and weld depth estimation by deep learning model monitoring the molten pool in gas metal arc welding with gap fluctuation. *Journal of Manufacturing Processes*, 61(November 2020) :590–600, 2021.

[104] P. Norman, H. Engström, and F. H. Kaplan. State-of-the-art of monitoring and imaging of laser welding defects. *11th NOLAMP Conference in Laser Processing of Materials*, pages 20–22, 2007.

[105] A. Pandey, J. D. Scheel, and J. Schumacher. Turbulent superstructures in Rayleigh-Bénard convection. *Nature Communications*, 9(1) :1–11, 2018.

[106] Pierre B. and S. Brunak. *2022 : Probabilistic Machine Learning : An Introduction*. The MIT Press Cambridge,, 1375.

[107] N. R. Prasad, S. Almanza-Garcia, and T. Lu. Anomaly detection. *Computers, Materials and Continua*, 14(1) :1–22, 2009.

[108] P. Ramakrishnan. *Welding Metallurgy*, volume 4. Indian Welding Journal, 1972.

[109] R. Reisch, T. Hauser, B. Lutz, M. Pantano, T. Kamps, and A. Knoll. Distance-Based Multivariate Anomaly Detection in Wire Arc Additive Manufacturing. *Proceedings - 19th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications, ICMLA 2020*, pages 659–664, 2020.

[110] R. J. Renwick and R. W. Richardson. Experimental Investigation of Gta Weld Pool Oscillations. *Welding Journal (Miami, Fla)*, 62(2), 1983.

[111] D. Rivas and S. Ostrach. Scaling of low-Prandtl-number thermocapillary flows. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 35(6) :1469–1479, 1992.

[112] S. Rokhlin and A. Guu. A study of arc force, pool depression, and weld penetration during gas tungsten arc welding. *Welding Journal(USA)*, pages 381–390, 1993.

[113] E. Romero, J. Chapuis, C. Bordreuil, F. Soulié, and G. Fras. Image processing and geometrical analysis for profile detection during pulsed gas metal arc welding. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B : Journal of Engineering Manufacture*, 227(3) :396–406, 2013.

[114] F. Rosenblatt. The perceptron : A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65(6) :386–408, 1958.

[115] G. Saeed and Y. M. Zhang. Weld pool surface depth measurement using a calibrated camera and structured light. *Measurement Science and Technology*, 18(8) :2570–2578, 2007.

[116] P. Sathiya, K. Panneerselvam, and R. Soundararajan. Optimal design for laser beam butt welding process parameter using artificial neural networks and genetic algorithm for super austenitic stainless steel. *Optics and Laser Technology*, 44(6) :1905–1914, 2012.

[117] J. Ščemeliovas. Determination of pulse current optimal parameters for manual arc welding. *Mechanika*, 1(1) :66–69, 2005.

[118] S. Schiaffino and A. Sonin. Formation and stability of liquid and molten beads on a solid surface. *Journal of Fluid Mechanics*, 343 :95–110, 1997.

[119] S. J. Shah. Field Wiring and Noise Considerations for. Technical Report July, National Instruments Corporation, 2001.

[120] S. Sharma, S. Sharma, and A. Athaiya. Activation Functions in Neural Networks. *International Journal of Engineering Applied Sciences and Technology*, 04(12) :310–316, 2020.

[121] A. V. Shustanov and P. Y. Yakimov. Modification of single-purpose CNN for creating multi-purpose CNN. *Journal of Physics : Conference Series*, 1368(5), 2019.

[122] T. Sibillano, A. Ancona, D. Rizzi, S. Saludes Rodil, J. Rodríguez Nieto, A. R. Konuk, R. Aarts, and A. J. Huis in't Veld. Study on the correlation between plasma electron temperature and penetration depth in laser welding processes. *Physics Procedia*, 5(PART 2) :429–436, 2010.

[123] L. Song, W. Huang, X. Han, and J. Mazumder. Real-Time Composition Monitoring Using Support Vector Regression of Laser-Induced Plasma for Laser Additive Manufacturing. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 64(1) :633–642, 2017.

[124] L. Subashini and M. Vasudevan. Adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS)-based models for predicting the weld bead width and depth of penetration from the infrared thermal image of the weld pool. *Metallurgical and Materials Transactions B : Process Metallurgy and Materials Processing Science*, 43(1) :145–154, 2012.

[125] R. Sudhakaran, V. Vel Murugan, P. S. Sivasakthivel, and M. Balaji. Prediction and optimization of depth of penetration for stainless steel gas tungsten arc welded plates using artificial neural networks and simulated annealing algorithm. *Neural Computing and Applications*, 22(3-4) :637–649, 2013.

[126] A. Sumesh, Binoy B. Nair, K. Rameshkumar, A. Santhakumari, A. Raja, and K. Mohandas. Decision tree based weld defect classification using current and voltage signatures in GMAW process. *Materials Today : Proceedings*, 5(2) :8354–8363, 2018.

[127] A. Sumesh, K. Rameshkumar, K. Mohandas, and R. Shyam Babu. Use of machine learning algorithms for weld quality monitoring using acoustic signature. *Procedia Computer Science*, 50 :316–322, 2015.

[128] A. Sumesh, Dinu Thomas Thekkuden, Binoy B. Nair, K. Rameshkumar, and K. Mohandas. Acoustic Signature Based Weld Quality Monitoring for SMAW Process Using Data Mining Algorithms. *Applied Mechanics and Materials*, 813-814 :1104–1113, 2015.

[129] Dallas Texas. Feasibility study of using acoustic signals for online monitoring of the depth of weld in the laser welding of high-strength steels. *Journal Engineering Manufacture*, 223 :343–361, 2008.

[130] C. Torrence and G. P. Compo. A Practical Guide to Wavelet Analysis. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 79(1) :61–78, 1998.

[131] Abderrazak Traidia. *Multiphysics modelling and numerical simulation of GTA weld pools*. PhD thesis, Ecole Polytechnique, 2011.

[132] I. Valavanis and D. Kosmopoulos. Multiclass defect detection and classification in weld radiographic images using geometric and texture features. *Expert Systems with Applications*, 37(12) :7606–7614, 2010.

[133] S. Verma, M. Gupta, and J. P. Misra. Performance evaluation of friction stir welding using machine learning approaches. *MethodsX*, 5(May) :1048–1058, 2018.

[134] . Vetterli and C. Herley. Wavelets and Filter Banks : Theory and Design. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 40(9) :2207–2232, 1992.

[135] G. Wang and T. W. Liao. Automatic identification of different types of welding defects in radiographic images. *NDT and E International*, 35(8) :519–528, 2002.

[136] H. Wang and R. Kovacevic. Feasibility study of acoustic sensing for the welding pool mode in variable-polarity plasma arc welding. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B : Journal of Engineering Manufacture*, 216(10) :1355–1366, 2002.

[137] J. F. Wang, B. Chen, H. B. Chen, and S. B. Chen. Analysis of arc sound characteristics for gas tungsten argon welding. *Sensor Review*, 29(3) :240–249, 2009.

[138] T. Wang, J. Chen, X. Gao, and Y. Qin. Real-time monitoring for disk laser welding based on feature selection and SVM. *Applied Sciences (Switzerland)*, 7(9), 2017.

[139] Y. Wang and P. Zhao. Plasma-arc welding sound signature for on-line quality control. *ISIJ International*, 41(2) :164–167, 2001.

[140] J. Weng, P. Cohen, and M. Herniou. Calibration - Weng.pdf, 1992.

[141] H. C. Wikle, F. Chen, S. Nagarajan, and B. A. Chin. Survey of infrared sensing techniques for welding process monitoring and control. *Journal of the Chinese Institute of Engineers, Transactions of the Chinese Institute of Engineers,Series A/Chung-kuo Kung Ch'eng Hsuch K'an*, 21(6) :645–657, 1998.

[142] C. Xia, Z. Pan, Z. Fei, S. Zhang, and H. Li. Vision based defects detection for Keyhole TIG welding using deep learning with visual explanation. *Journal of Manufacturing Processes*, 56(March) :845–855, 2020.

[143] B. Xue, B. Chang, and D. Du. Multi-output monitoring of high-speed laser welding state based on deep learning. *Sensors*, 21(5) :1–16, 2021.

[144] K. Yamazaki, E. Yamamoto, K. Suzuki, F. Koshiishi, K. Waki, S. Tashiro, M. Tanaka, and K. Nakata. The measurement of metal droplet temperature in GMA welding by infrared two-colour pyrometry. *Welding International*, 24(2) :81–87, 2010.

[145] X. Yau. *Modelisation numerique instationnaire pour la simulation du soudage TIG avec couplage plasma / bain de fusion*. PhD thesis, UNIVERSIT´E AIX-MARSEILLE, 2018.

[146] D. You, X. Gao, and S. Katayama. WPD-PCA-based laser welding process monitoring and defects diagnosis by using FNN and SVM. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 62(1) :628–636, 2015.

[147] B. Zhang, Y. Shi, and S. Gu. Narrow-seam identification and deviation detection in keyhole deep-penetration TIG welding. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 101(5-8) :2051–2064, 2019.

[148] Y. Zhang, G. Hong, D. Ye, K. Zhu, and Jerry Y.H. Fuh. Extraction and evaluation of melt pool, plume and spatter information for powder-bed fusion AM process monitoring. *Materials and Design*, 156 :458–469, 2018.

[149] Y. Zhang, D. You, X. Gao, C. Wang, Y. Li, and Perry P. Gao. Real-time monitoring of high-power disk laser welding statuses based on deep learning framework. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 31(4) :799–814, 2020.

[150] Z. Zhang, Z. Yang, W. Ren, and G. Wen. Random forest-based real-time defect detection of Al alloy in robotic arc welding using optical spectrum. *Journal of Manufacturing Processes*, 42(April) :51–59, 2019.

[151] C. Zhao. *Measurements of fluid flow in weld pools*. ResearchGate, 2011.

[152] C. X. Zhao, C. Kwakernaak, Y. Pan, I. M. Richardson, Z. Saldi, S. Kenjeres, and C. R. Kleijn. The effect of oxygen on transitional Marangoni flow in laser spot welding. *Acta Materialia*, 58(19) :6345–6357, 2010.

[153] C. X. Zhao, V. Van Steijn, I. M. Richardson, Z. Saldi, and C. R. Kleijn. Experimental characterization of GTA weld pool surface flow using PIV. *ASM Proceedings of the International Conference : Trends in Welding Research*, pages 201–210, 2009.

[154] B. Zhou, A. Khosla, A. Lapedriza, A. Oliva, and A. Torralba. Learning Deep Features for Discriminative Localization. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016-Decem :2921–2929, 2016.

[155] H. Zhu, W. Ge, and Z. Liu. Deep learning-based classification of weld surface defects. *Applied Sciences (Switzerland)*, 9(16) :1–11, 2019.

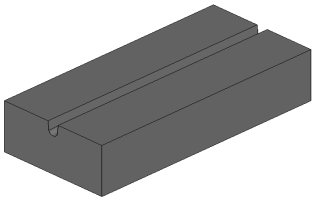
Annexe A

Exemple de Descriptif de Mode Opératoire de Soudage (DMOS)

	DESCRIPTIF DE MODE OPERATOIRE DE SOUDAGE WELDING PROCEDURE SPECIFICATION	Reference	NGT1
		Révision	A
		Page	1/1

Entreprise Company :	EDF RD	Matériau de base Base material :	Nuance :	316L
			Lot :	
Soudeur Welder :	theo	Matériau d'apport Filler Metal :	Nuance :	316L
			Lot:	
Date de soudage Welding date :	180222	Position de soudage Welding position :	PA	
Procédé de soudage Welding process :	TIG	Nombre de passes Number of beads:	4	
PV-QMOS n°/ PQR nr :	/	N° Essai / Test nr :	['NGT1_180222', '01', '02', '03', '04']	

DETAILS DE PREPARATION / PREPARATION DETAILS

Préparation avant soudage / Base metal preparation	Répartition des passes / Beads distribution
	

PARAMETRES DE SOUDAGE / WELDING PARAMETERS

N° Passe Pass n°	Dimension métal d'apport Filler metal size	Vitesse de dévidage Filler metal speed rate (mm/min)	Type de Courant & polarité Current type & polarity	Tension Voltage (V)	Intensité Current intensity (A)	Vitesse d'avance Welding speed (m/min)	Apport de chaleur Heat input (Kj/mm)
1	1.0	1.3	DC	9.9	180.0	0.08	1336
2	1.0	1.3	DC	10.3	180.0	0.09	1236
3	1.0	1.3	DC	10.3	180.0	0.08	1390
4	1.0	1.4	DC	10.2	170.0	0.1	1040

INFORMATIONS COMPLEMENTAIRES / COMPLEMENTARY INFORMATIONS

Gaz de protection / Shielding gas (Argon (I1 / ISO14175)			
Endroit / Welding side	11.5 L/min mini	Envers / Root side	- L/min mini
Cycle thermique / Thermal cycle			
Température de Préchauffage - maintien Preheat and maintained temperature	None °C mini	Température entre passes Interpass temperature	None °C max
Postchauffage Postheating (heure mini / hour mini)	None°C	Traitement thermique après soudage Postweld heat treatment	None
Equipement / Equipment			
Buse / Nozzle	Ø 12mm	Electrode (alloy W - ISO 6848)	Ø2.4 mm

Révision / Edition	A	Établissement – First edition	
Rédaction / Written by		Vérification / Checked by	Suivi / Followed by
T.BOUTIN			

Annexe B

Hypothèse de la calotte cylindrique

Cette annexe présente les relations de l'hypothèse de la calotte cylindrique. Le système d'équilibre est rappelé sur la figure B.1.

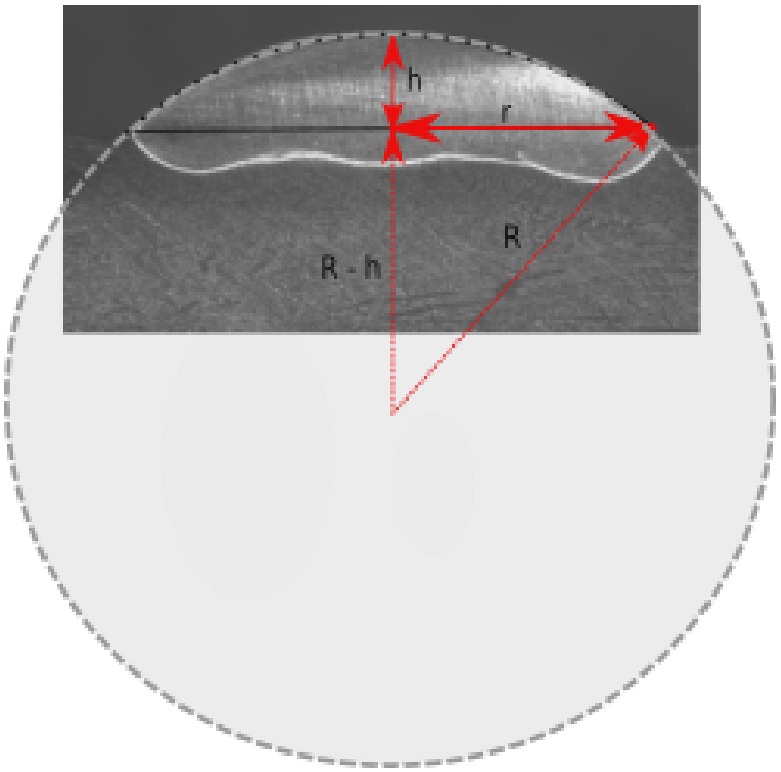


FIGURE B.1 – Schéma du système d'équilibre pour une calotte sphérique pour un courant de 150 A.

Les équations du système sont présentés ci-après.
L'angle θ peut être défini à partir de l'équation B.1.

$$\theta = \arccos\left(1 - \frac{h}{R}\right) \tag{B.1}$$

Avec h la hauteur du cordon déposé et R le rayon du cercle. Ensuite r qui représente la moitié de la largeur du cordon est défini selon l'équation B.2.

$$r = (Rsin(\theta))^2 \tag{B.2}$$

Avec R le rayon du cercle et θ l'angle défini ci- dessus. Le rayon R est défini à partir de l'équation B.3.

$$R = \frac{h}{2} + \frac{\left(\frac{r}{2}\right)^2}{2h} \tag{B.3}$$

Avec h la hauteur du cordon, r la moitié de la largeur du cordon. Enfin la surface déposée est définie à partir de l'équation B.4.

$$A = R^2 \left(\theta - \frac{sin(2\theta)}{2}\right) \tag{B.4}$$

Avec R le rayon du cercle, θ l'angle.

Les équations permettant d'estimer la hauteur du cordon en fonction de la largeur et l'aire de la calotte sont présentés par la suite. Le système est représenté en figure B.2.

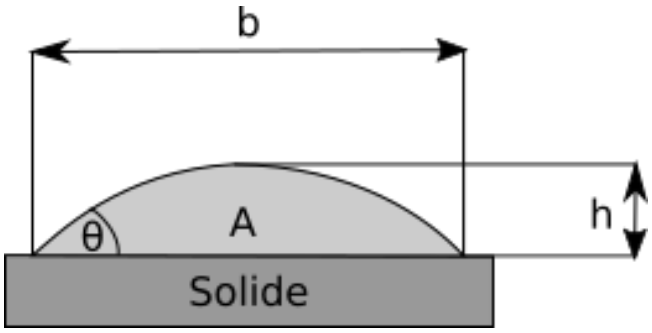


FIGURE B.2 – Présentation du système pour calcul de la stabilité du cordon.

Le rayon R peut être exprimé soit à partir de θ et h comme l'équation B.5 :

$$R = \frac{h}{1 - cos(\theta)}, \tag{B.5}$$

ou à partir de θ et de la largeur du cordon b comme l'équation B.6 :

$$R = \frac{b}{2sin(\theta)}. \tag{B.6}$$

La surface déposée peut être exprimée en fonction de l'angle de contact θ et la hauteur h du cordon comme l'équation B.7 :

$$A = \frac{h^2(\theta - sin(\theta)cos(\theta))}{(1 - cos(\theta))^2}. \tag{B.7}$$

Dans notre cas d'étude, la hauteur du cordon est difficile à mesurer à partir de la caméra latérale en raison de la calibration de l'image où un effet de perspective est présent (cf. section 2.5.1.2). De ce fait, seule la largeur est une donnée fiable. Ainsi, il faut que la surface déposée soit en fonction de la largeur. On sait que le rayon est égal à l'équation B.5 et B.6. Donc h peut être exprimé en fonction b comme l'équation B.8 :

$$h = \frac{b(1 - cos(\theta)}{2sin(\theta)}. \tag{B.8}$$

Ainsi, la surface devient :

$$A = \frac{\left(\frac{b(1-cos(\theta))}{2sin(\theta)}\right)^2 (\theta - sin(\theta)cos(\theta))}{(1-cos(\theta))^2}. \tag{B.9}$$

Par la suite, pour remonter à la valeur de l'angle θ, on peut résoudre l'équation B.10 numériquement avec A = 10.05 (cf. équation 3.1) et $b = 8.42$ pour un courant de 150A et $b = 10.26$ pour un courant de 180A.

$$A - \frac{b^2(\theta sin(\theta)cos(\theta))}{(2sin(\theta))^2} = 0. \tag{B.10}$$

Annexe C

Glossaire intelligence artificielle

Accuracy	Précision : le nombre de prédictions de classification correctes divisé par le nombre total de prédictions. C'est-à-dire : $$Precision = \frac{predictionscorrectes}{predictionscorrectes + predictionsincorrects} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad \text{(C.1)}$$
Aplatissement	flattening : aplatissement notre carte de caractéristiques : matrice (dernière couche avant cette étape) regroupées dans une colonne : vecteur.
BDD d'apprentissage	Données qui permettent l'entraînement du modèle.
BDD de test	Données qui permettent de tester la performance du modèle qui ne sont pas présentes dans sa phase d'apprentissage.
Caractéristique	Features : variables d'entrée d'un modèle d'apprentissage automatique (images, données géométriques du bain de fusion, mesure de température).
Carte d'activation CAM	Permet de localiser la zone la plus discriminante des données d'entrée.
CNN	Convolutional Neural Network : le réseau de neurones convolutif est un modèle d'apprentissage profond.
Couche Dense	Couche entièrement connectée (Fully connected layer) : chaque neurones de la couche n est connecté à chaque neurones de la couche cachée (n+1) suivante.
Descente de gradient	Gradient descent : une technique pour minimiser les pertes. La descente de gradient ajuste itérativement les poids.
Dropout	Ré-initialement des poids des neurones lors de la rétro-propagation.

DT	Decision Trees : l'algorithme d'arbre de décisions est un algorithme utilisé pour la classification supervisé, qui utilise les valeurs des attributs pour partitionner l'espace de décision en sous-espaces plus petits de manière itérative.
Époque	Epoch : une époque représente N/itérations d'un réseau de neurones des données d'entrée au données de sorties (correspond globalement au nombre de propagation et rétro-propagation)
Features Importance	Calcul de l'importance des caractéristiques en entrée du modèle qui permettent la classification de l'échantillon.
Filtre de convolution	Une convolution mélange un filtre convolutif et la matrice d'entrée afin de former des poids. Le filtre convolutif est généralement de taille plus petite que la matrice d'entrée. les filtres convolutifs sont généralement référencés avec des nombres aléatoires, puis le réseau forme les valeurs idéales.
FN	False Negative = prédiction incorrect
Fonction d'activation	Cette fonction permet aux réseaux de neurones d'apprendre les relations non linéaires entre les caractéristiques (données d'entrée :X) et l'étiquette (sortie du modèle :Y).
Foulée	Stride : dans une opération de convolution ou de mise en commun, le delta dans chaque dimension de la prochaine série de tranches d'entrée.
FP	False Positive = prédiction incorrect
Hyper-paramètres	Paramètres propres au modèle utilisé, à ajuster durant la phase d'apprentissage afin de garantir la meilleur performance du modèle.
Imbalanced Dataset	ensemble de données déséquilibrées. Permet d'ajuster le nombre d'échantillon dans chaque catégorie du modèle afin de les équilibrer.
Keras	Une API d'apprentissage automatique Python
KNN	K-Nearest Neighbors : l'algorithme k voisins les plus proches est une technique de classification d'apprentissage supervisé. L'algorithme fonctionne sur la base de l'intuition : les points les plus proches ont plus de chances d'appartenir à la même classe
Label	Catégorie
Matrice de confusion	Confusion Matrix = matrice n x n qui résume le nombre de prédictions correctes et incorrectes effectuées par un modèle de classification.
Modèle Profond	Deep model : réseau de neurone contenant plus d'une couche cachée.
NB	Naive Bayes : la classification bayésienne naïve est une technique d'apprentissage supervisé. Les classifications peuvent être effectuées dans une perspective probabiliste basée sur le théorème de Bayes.
Neurone	Neuron : calcule la somme pondérée des valeurs d'entrée multipliée par leurs poids correspondants. Puis, passe le résultat comme entrée à une fonction d'activation.

Perte	Loss : mesure de la distance entre la prédiction d'un modèle et son étiquette.
Pooling	Mise en commun : réduction d'une matrice créée par la couche convolutive précédente en une matrice plus petite. Prend généralement la valeur maximale ou moyenne sur la zone de mise en commun.
Précision	Pourcentage des prédictions correctes de la classe positive : $$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad \text{(C.2)}$$
Propagation	Les réseaux de neurones impliquent des itérations allant vers l'avant et l'arrière dans les couches du modèle. Dans le cycle vers l'avant (passage de la couche d'entrée jusqu'à la couche de sortie), le système compare chaque résultat de prédiction à chaque valeur d'étiquette respective. Ensuite, le modèle compare la prédiction et la valeur de l'étiquette, cela correspond à la perte du modèle.
Recall	Rappel : pourcentage de prédictions correctement identifié par le modèle comme étant la classe positive : $$Precision = \frac{TP}{TP + FN} \quad \text{(C.3)}$$
Recherche de grille	Grid Search : permet de trouver la meilleure combinaison des hyper-paramètres propres à l'algorithme utilisé. On fixe un ensemble de valeur pour chaque hyper-paramètres. Ensuite, pour chaque combinaison d'hyper-paramètres, on va entraîner notre modèle et conserver les résultats de performances en mémoire afin de récupérer la meilleure combinaison.
Rembourrage	Padding : le rembourrage fait référence à la quantité de pixels ajoutée à une image lorsqu'elle est traitée.
Rétro-propagation	Back-propagation :les réseaux de neurones impliquent des itérations allant vers l'avant et l'arrière dans les couches du modèle. Dans le cycle vers l'arrière (passage de la couche de sortie jusqu'à la couche d'entrée) permet de réduire les pertes en ajustant les poids de tous les neurones dans chaque couche du modèle.
RF	Random Forests : le modèle de forêt aléatoire est identique à l'algorithme DT. L'idée principale du classificateur de forêt aléatoire est de construire plusieurs arbres de décision
Scikit-Learn	API d'apprentissage automatique open-source
Softmax	Fonction qui détermine les probabilités pour chaque classe possible dans un modèle de classification multi-classe.
SVM	Support Vector Machines : Machine à support de vecteurs impliquent un algorithme de ML supervisé et peut être utilisé pour des problèmes de classification ou de régression. SVM peut fonctionner avec des données séparables non linéairement ainsi que des données séparables linéairement. Il cherche un hyperplan le plus adapté pour séparer les données en n classes distincte.

Target	Label en sortie, ce que l'on cherche à prédire.
Taux d'apprentissage	Learning rate : permet à l'algorithme de descente de gradient le degré d'ajustement des poids à chaque itération (permet de réduire les minimums locaux).
TN	True Negative = prédiction correct
TP	True Positif = prédiction correct
Validation Croisée	Cross Validation : permet d'estimer dans quelle mesure un modèle se généralise à de nouvelles données en partitionnant aléatoirement la base de données d'apprentissage et de test du modèle.

Annexe D

Matrice régression

Cette annexe permet de présenter les coefficients de l'entraînement du modèle de régression utilisé dans le chapitre 4. On va tout d'abord rappeler les différentes caractéristiques géométriques du contour du bain de fusion ainsi que leur référencement pour cet annexe (cf. tableau D.1). Les différentes caractéristiques géométriques sont référencées de 0 à 9 dans le tableau D.2 et les figures D.1 (a), (b) et (c).

Numéro	Caractéristiques géométrique
0	Distance contour min - position tungstène [mm]
1	Distance contour max - position tungstène [mm]
2	Longueur [mm]
3	Largeur [mm]
4	Aire dissymétrique gauche [mm^2]
5	Aire dissymétrique droite [mm^2]
6	Centroïde X [mm]
7	Centroïde Y [mm]
8	Périmètre [mm]
9	Aire [mm^2]

TABLE D.1 – Référence pour chaque caractéristiques géométriques.

On peut remarquer dans le tableau D.2 que pour l'ensemble des modèles, les caractéristiques 0 et 1 ont une importance bien supérieure aux autres. Ce qui est tout à fait normal car ces caractéristiques représentes bien le décalage du tungstène par rapport au fond de chanfrein.

Sur la figure D.1 est illustrée, sous forme d'histogramme, l'importance des caractéristiques en fonction des 5 modèles d'apprentissage automatique testés. On a fusionné les modèles qui permettent la prédiction du caractère interpolant (ML2 et ML3) et extrapolant (ML4 et ML5) afin de les comparer. On peut tout d'abord observer que pour l'ensemble des modèles, les distance tungstène - extrémités du bain de fusion possèdent les meilleurs coefficients. On peut également observer que les aires dissymétriques ont aussi des coefficients élevés pour le ML1, ML2 et ML3. La largeur, la longueur, centroïde (X et Y), aires et périmètre ont des coefficients très faibles mais cela n'est pas très étonnant. Car par exemple, la largeur est bornée par la dimension du chanfrein étroit même si une modification de la position du tungstène entraîne un changement des lignes de courant en bords de chanfrein. Ce changement impact plus la pénétration dans le métal de base le long des lignes triples.

Caractéristiques géométriques	ML1	ML2	ML3	ML4	ML5
0	$-2.30.10^{-01}$	$-4.45.10^{-01}$	$-4.26.10^{-01}$	$-6,25.10^{-01}$	$-5.31.10^{-01}$
1	$4.63.10^{-01}$	$4.52.10^{-01}$	$4.57.10^{-01}$	$1.32.10^{-01}$	$3.35.10^{-01}$
2	$-1.24.10^{-03}$	$-2.62.10^{-02}$	$-4.28.10^{-02}$	$-4.97.10^{-02}$	$9.61.10^{-03}$
3	$3.13.10^{-03}$	$-3.58.10^{-02}$	$-5.82.10^{-02}$	$3.09.10^{-02}$	$-2.19.10^{-02}$
4	$3.17.10^{-01}$	$-1.11.10^{-01}$	$-1.08.10^{-01}$	$3.50.10^{-02}$	$-8.29.10^{-03}$
5	$1.94.10^{-01}$	$7.52.10^{-02}$	$2.89.10^{-02}$	$-6,25.10^{-01}$	$6.62.10^{-02}$
6	$-3.02.10^{-02}$	$-2.17.10^{-03}$	$8.93.10^{-03}$	$-7.33.10^{-03}$	$-1.49.10^{-02}$
7	$-1.70.10^{-02}$	$5.40.10^{-02}$	$-1.17.10^{-02}$	$-1.69.10^{-02}$	$-3.29.10^{-03}$
8	$-1.74.10^{-03}$	$-1.15.10^{-03}$	$-1.27.10^{-03}$	$-1.97.10^{-03}$	$-2.36.10^{-02}$
9	$1.65.10^{-03}$	$1.47.10^{-03}$	$1.37.10^{-03}$	$-1.76.10^{-03}$	$-2.1.10^{-03}$

TABLE D.2 – Coefficients du modèle de régression pour chaque caractéristiques géométriques du contour du bain de fusion.

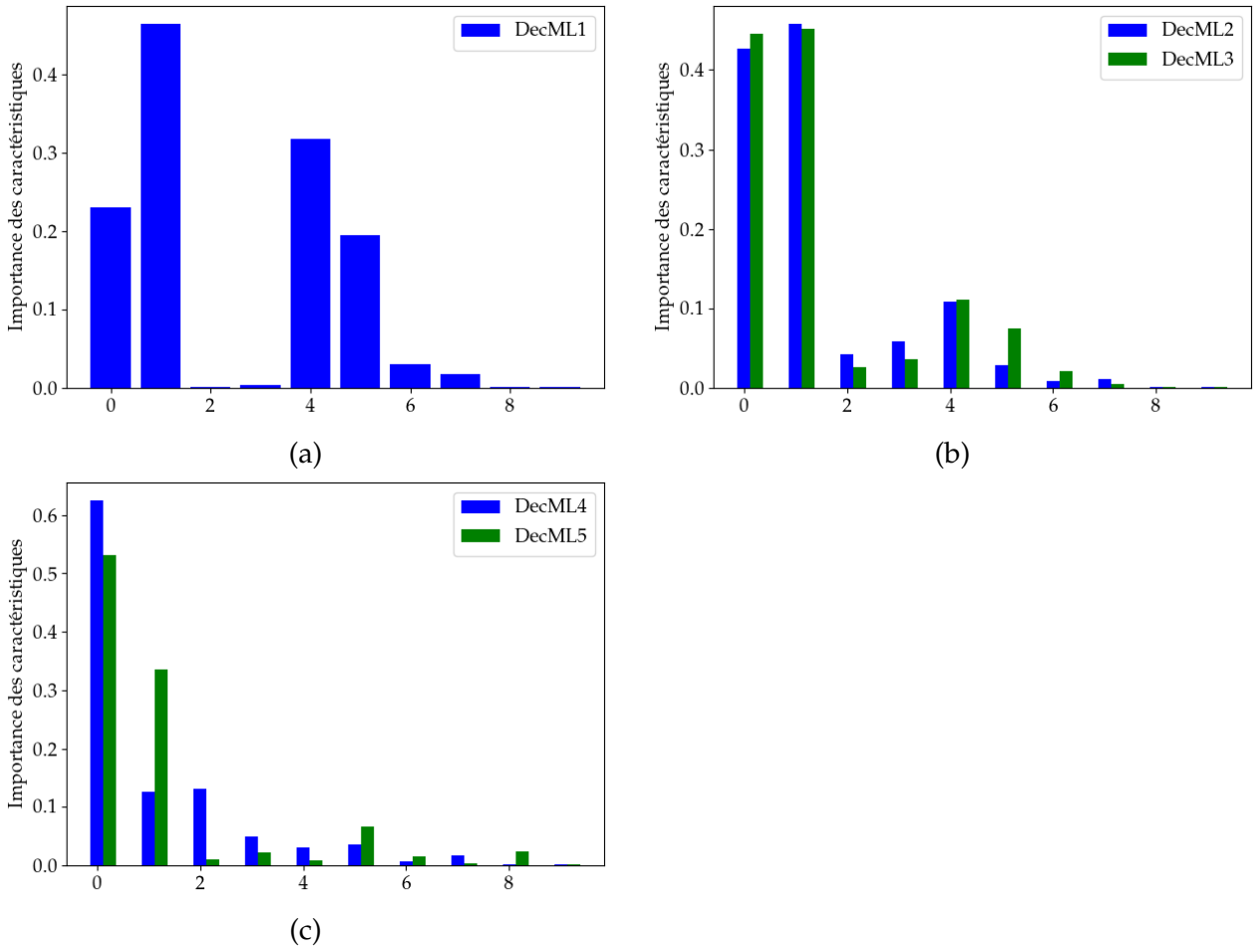


FIGURE D.1 – Importance des caractéristiques du modèle de régression représenté sous forme d'histogramme.

RÉSUMÉ :

EDF a pour objectif industriel de mieux maîtriser les opérations de soudage pour un gain en qualité lors de l'assemblage des gros composants. Aujourd'hui, toutes ces pièces sont contrôlées après fabrication et tout défaut identifié doit être réparé. Depuis de nombreuses années, le contrôle in-situ des soudures en cours de réalisation s'avère un point crucial dans les secteurs d'activité qui ont de fortes exigences sur la qualité des pièces soudées. Ces contraintes imposent le développement d'une chaîne de contrôle pour assurer la qualité de soudage en cours de fabrication. Ce contrôle passe essentiellement par le suivi des paramètres procédés et le suivi de la dynamique du bain de fusion. Dans cette thèse, plusieurs moyens de mesure sont développés en fonction d'un cahier de charges bien défini afin de répondre aux problématiques industrielles. Pour réaliser un système de surveillance, un dispositif de capteurs sans contact permettant de scruter le procédé et un traitement des données issues de ces capteurs doivent être mis en place. Une instrumentation est développée autour du procédé contenant plusieurs capteurs pour le suivi et l'analyse de l'influence des paramètres de soudage (tension, intensité, ...). En parallèle, des caméras sont mises en place donnant accès à plusieurs informations sur la taille du bain liquide et l'influence de la dynamique du bain sur la forme finale du cordon en fonction de l'apport de chaleur ou lors d'une modification de la position de soudage. Une base de données est créée d'une part pour le stockage et l'étiquetage des données et d'autre part pour permettre d'alimenter des algorithmes d'apprentissage automatique dans ses étapes d'entraînement, de validation et de prédiction. Une première approche est développée afin de garantir la conformité du descriptif de mode opératoire de soudage. Une deuxième approche est développée afin d'anticiper l'apparition de défauts et la détection de dérives en cours de fabrication. Enfin, l'ensemble des moyens et méthodes développés seront testés sur une application industrielle pour montrer la possibilité du contrôle en ligne sur des configurations réelles.

MOTS-CLÉS : Soudage, traitement d'images et du signal, physique du bain, apprentissage automatique.

TITLE : Online deviation detection during the implementation of welding processes by experimental analysis and machine learning.

ABSTRACT :

EDF's industrial objective is to better control welding operations to improve the quality of the assembly of large components. Currently, all these parts are inspected after manufacture and any identified defect must be repaired. For many years, the in-situ control of welds during the manufacturing process has been a crucial point for industries that have high quality requirements for their welded parts. These constraints impose the development of a control chain to ensure weld quality during the manufacturing process. This control is mainly based on monitoring the process parameters and the weld pool dynamics. In this thesis, several measurement methods are developed according to a well-defined specification to answer the industrial challenges.A contactless sensor system allowing to show the process and data processing from these sensors is developed. This instrumentation contains several sensors for monitoring and analyzing the influence of welding parameters (voltage, current, ...). In parallel, cameras are set up giving access to weld pool geometric data. This allows us to analyze the influence of the weld pool dynamics on the final shape of the bead with respect to variations of the heat input or the welding position. A database is created on the one hand for the storage and labeling of the data and on the other hand to feed machine learning algorithms in its training, validation, and prediction steps. Two different approaches are explored using machine learning. A first approach is developed to guarantee the conformity of the welding procedure description. A second one is used to anticipate the appearance of defects and the detection of deviation during the manufacturing process. Finally, all the developed instrumentation and methods will be tested on an industrial application to showcase online control on a real configuration.

KEY WORDS : Welding, image and signal processing, weld pool physics, machine learning.

DISCIPLINE : Mécanique, Génie Mécanique, Génie Civil

INTITULE ET ADRESSE DU LABORATOIRE

Laboratoire de Mécanique et Génie Civil
UMR UM2-CNRS 5508
cc048 Place Eugène Bataillon
34095 Montpellier Cedex 5