

SPIM

Thèse de Doctorat



école doctorale sciences pour l'ingénieur et microtechniques
UNIVERSITÉ DE TECHNOLOGIE BELFORT-MONTBÉLIARD

Implémentation de méthodes d'intelligence artificielle pour le contrôle du procédé de projection thermique

■ **Taikai LIU**

**Ecole Doctorale « Science Physiques pour
L'Ingénieur et Microtechniques »
Université de Franche - Comté
Université de Technologie de Belfort - Montbéliard**

THESE

Présentée pour obtenir le grade de

**DOCTEUR DE L'UNIVERSITE DE TECHNOLOGIE DE
BELFORT-MONTBELIARD
EN SCIENCES POUR L'INGENIEUR**

Présentée et soutenue publiquement le 09 décembre 2013

Taikai LIU

**Implémentation de méthodes d'intelligence
artificielle pour le contrôle du procédé de
projection thermique**

Rapporteurs :

A. DENOIRJEAN	Directeur de recherche, CNRS, SPCTS, Université de Limoges
R. TOSCANO	Professeur des Universités Ecole Nationale d'Ingénieurs de Saint Etienne

Président

A. DENOIRJEAN	Directeur de recherche, CNRS, SPCTS, Université de Limoges
----------------------	--

Examineurs :

F. GAO	Maître de Conférences, IRTES-SET Université de Technologie de Belfort-Montbéliard
M.P. PLANCHE	Maître de Conférences-HDR, IRTES-LERMPS Université de Technologie de Belfort-Montbéliard
G. MONTAVON	Professeur des Universités, IRTES-LERMPS Université de Technologie de Belfort-Montbéliard
S. DENG	Maître de Conférences, IRTES-LERMPS
A.F. KANTA	Chercheur, HDR, Université de Mons (Belgique) Université de Technologie de Belfort-Montbéliard

Remerciement

Ce travail de thèse a été réalisé sous laboratoire d'Etudes et de Recherches sur les Matériaux, les Procédés et les Surfaces (LERMPS) au sein de l'Institut de Recherche sur les Transports, l'Energie et la Société (IRTES) de l'Université de Technologie de Belfort-Montbéliard (UTBM). J'exprime mes très sincères remerciements à Mme. Marie-Pierre PLANCHE et M. Ghislain MONTAVON, mes deux directeurs de thèse, de m'avoir accepté et acquis dans le laboratoire. Leurs compétences scientifiques et leurs précieux conseils ont permis de conduire cette étude avec succès. Et je remercie très sincèrement M. Sihao DENG, mon co-directeur de thèse, d'avoir proposé supérieures idées du travail de cette thèse.

Particulièrement M. Hanlin LIAO, professeur à l'UTBM, pour m'avoir suivi et considérablement aidé tout au long de cette étude. Ainsi qu'à M. Kang DENG et M. Zhongming REN, professeurs à Shanghai Université, de m'avoir fourni de chance d'étudier en France.

Je remercie chaleureusement M. Alain DENOIRJEAN directeur de Recherche CNRS à l'Université des Sciences de Limoges, M. Rosario TOSCANO, professeur à Ecole Nationale d'Ingénieurs de Saint Etienne, pour l'intérêt qu'ils ont manifesté à cette thèse en acceptant d'être les rapporteurs de mon travail. Je remercie chaleureusement M. Abdoul Fatah KANTA, chercheur HDR à Université de Mons (Belgique), M. Fei GAO, maître de conférences à Université de Technologie de Belfort-Montbéliard Monsieur, pour l'intérêt qu'ils ont manifesté à cette thèse en acceptant d'être les examinateurs de mon travail.

Je souhaite exprimer ma gratitude envers l'ensemble des membres du IRTES-LERMPS pour l'entraide dont ils sont toujours fait preuve et l'ambiance amicale qu'ils ont su faire régner au LERMPS et ailleurs. Chacun a toujours mis en avant ses compétences et son enthousiasme pour contribuer de près ou de loin à l'accomplissement de ce travail.

Je remercie aussi le CSC (China Scholarship Council) qui m'a assumé financièrement pendant cette thèse.

Je tiens tout particulièrement à remercier ma famille, mes amis et tous ceux qui voudront bien se reconnaître ici, pour leurs constants encouragements, leurs conseils pratiques, les discussions fructueuses et pour tout ce qui a permis de mener à terme cette étude.

Enfin je tiens à m'épouse Mme. Hongxia WU mon plus profond remerciement pour son soutien et sa compréhension pendant cette thèse.

Résumé

Depuis sa création, la projection thermique ne cesse d'étendre son champ d'application en raison de ses potentialités à projeter des matériaux bien différents (métallique, céramique, plastique,...) sous des formes bien différentes aussi (poudre, fil, suspension, solution,...). Plusieurs types de procédés ont été développés afin de satisfaire les applications industrielles, par exemple, le procédé HVOF (High Velocity Oxygen Fuel), le procédé APS (Atmospheric Plasma Spraying), le procédé VLPPS (Very Low Pressure Plasma Spray). Parmi ces procédés, le procédé APS est aujourd'hui bien implanté dans l'industrie et en laboratoire réussissant à élaborer des revêtements de bonne qualité à coût intéressant. Néanmoins, cette technologie pâtit des incidences des instabilités du procédé sur la qualité du produit obtenu et souffre d'un manque de compréhension des relations entre les paramètres opératoires et les caractéristiques des particules en vol.

Pour rappel, pendant la projection APS, les phénomènes d'instabilité du pied d'arc, d'érosion des électrodes, d'instabilité des paramètres opératoires ne peuvent pas être complètement éliminés. Et, il est encore aujourd'hui difficile de mesurer et de bien contrôler ces paramètres.

Compte tenu des progrès réalisés sur les moyens de diagnostic qui peuvent être utilisés en milieu hostile (comme dans le cas de la projection APS), un contrôle efficace de ce procédé en boucle fermée peut être maintenant envisagé et requiert le développement d'un système expert qui se compose des réseaux de neurones artificiels et de logique floue. Les réseaux de neurones artificiels sont développés dans plusieurs domaines d'application et aussi maintenant au cas de la projection thermique. La logique floue quant à elle est une extension de la logique booléenne basée sur la théorie mathématique des ensembles flous.

Nous nous sommes intéressés dans ce travail à bâtir le modèle de contrôle en ligne du procédé de projection basé sur des éléments d'Intelligence Artificielle et à

construire un émulateur qui reproduise aussi fidèlement que possible le comportement dynamique du procédé.

Abstract

Since its creation, the thermal spraying continuously expands its application scope because of its potential to project very different materials (metal, ceramic, plastic ...) as well as different forms (powder, wire, suspension, solution ...). Several types of methods have been developed to meet industrial applications, for example, the process HVOF (High Velocity Oxygen Fuel), the process APS (Atmospheric Plasma Spraying), the process VLPPS (Very Low Pressure Plasma Spray). Among these methods, the APS process is now well established in the industry and laboratory for successfully developing coatings with good quality but low cost. However, this technology suffers from the instability effect of the process on the obtained product quality and endures a lack of understanding of the relationship between the operating parameters and the characteristics of in-flight particles.

As a reminder, during the projection APS, the arc foot instability phenomena, the electrode erosion, the instability of the operating parameters cannot be completely eliminated. Further, it is still difficult to measure and control these parameters well. With the developing technology of diagnostic tools that can be used in a hostile environment (as in the case of APS process), an effective control of APS process in closed-loop can be considered and requires the development of an expert system consisting of artificial neural networks and fuzzy logic controlling. The artificial neural networks have been developed in several application fields and now also to plasma spraying process. Fuzzy logic controlling is an extension of Boolean logic based on the mathematical theory of fuzzy sets.

We are interested in this work to build an on-line control model for the APS process based on the elements of artificial intelligence and to build an emulator that replicates as closely as possible the dynamic behavior of the process. Further, the artificial neural networks will be combined with the emulator for constituting a big

system that can monitor the process and also can automatically carry out modification action. The system then will be tested off-line, the time response will be discussed.

Introduction générale

La projection thermique est une technologie qui permet de fabriquer un revêtement sur une surface afin de conférer à cette dernière des caractéristiques singulières pour obtenir des propriétés intéressantes comme, par exemple celle d'anti corrosion, d'anti frottement, de barrière thermique. Cette technologie est largement utilisée en industrie pour des champs d'application variés (carène de bateau, moteur de voiture, carlingue d'avion et d'aéronef, revêtement culinaire,...). Parmi les procédés utilisés en projection thermique, on exploite largement le procédé plasma car il permet de projeter des matériaux bien différents (métallique, céramique, plastique,...) sous des formes bien différentes aussi (poudre, fil, suspension, solution,...).

Le principe de cette technologie est de créer un plasma très énergétique capable de fondre le matériau et de le pulvériser sur la surface à modifier. Le plasma est créé dans une chambre à l'intérieur de la torche formée par une cathode et une anode concentrique dans laquelle on injecte un gaz (Argon, Hydrogène, ...). Le gaz froid qui traverse la chambre est ionisé par l'arc électrique et forme le plasma. Les régions les plus chaudes du plasma en sortie de l'anode peuvent atteindre 15 000 °C, et une vitesse de l'ordre de 2000 m/s.

Ce procédé, bien que largement développé, se caractérise par des phénomènes aléatoires et souvent instables. Les causes de ces instabilités sont nombreuses : l'instabilité de l'arc électrique dans la tuyère dépendant, en particulier, de l'usure de l'anode et du mélange de gaz plasmagènes utilisé, l'instabilité dans la distribution des poudres, la fluctuation de la tension d'arc, les dérives des débits des gaz dues à d'éventuelles fuites, les déviations aléatoires des trajectoires des particules dues à une accumulation de poudre sur l'extrémité de l'injecteur, etc. Jusqu'à aujourd'hui encore, le contrôle précis de ces instabilités n'existe pas engendrant un manque de

compréhension des relations entre les paramètres opératoires et les propriétés du dépôt.

Compte tenu des progrès réalisés sur les moyens de diagnostic, sur l'algorithme mathématique et sur la technologie informatique, un système de contrôle efficace de ce procédé peut être envisagé pour diminuer voire éliminer les effets de ces instabilités en cours de projection. Ce système requiert le développement d'un système artificiel qui se compose de réseaux de neurones artificiels et de logique floue, et de l'emploi d'un système d'identification qui permette de simuler la caractéristique dynamique de la cible.

Basé sur des considérations d'Intelligence Artificielle, le réseau de neurones artificiels (RNA) est une méthode mathématique qui permet de prédire des valeurs en relation avec les valeurs d'entrée. La logique floue permet le contrôle automatique à partir des valeurs de mesures récupérées en ligne. Dans le domaine de la projection plasma, le réseau de neurones artificiels a déjà été employé pour prédire les paramètres opératoires et les caractéristiques des particules en vol. Le contrôle par logique floue a aussi été développé pour modifier de façon automatique les paramètres du procédé. Le travail réalisé pendant cette thèse a consisté à poursuivre le développement du système artificiel avec la mise en œuvre d'un système expert et d'un système d'identification.

L'objectif est de développer un système expert qui gère en temps réel les relations entre paramètres opératoires et caractéristiques des particules en vol et propriétés du revêtement. Ce système expert doit avoir la capacité de stabiliser le procédé plasma en ligne et fournir pour cela une réponse en temps réel en matière de fluctuations des paramètres opératoires. Comme indiqué dans la figure ci-dessous, le système à développer doit être défini à partir des propriétés du dépôt (entrées du système) et doit en parallèle surveiller les caractéristiques des particules en vol (température et la vitesse). Par son fonctionnement, le système expert doit donner sa réponse de stabilisation lorsqu'une fluctuation des variables surveillées apparaît.

Concrètement, cela doit se traduire par une modification des paramètres opératoires (intensité de courant, débit d'argon et débit d'hydrogène sont ceux que nous allons choisir comme variables).

Sous contrôle de ce système, le procédé APS devrait rester à un niveau de stabilité élevé ce qui devrait aboutir à des propriétés de dépôts plus homogènes.

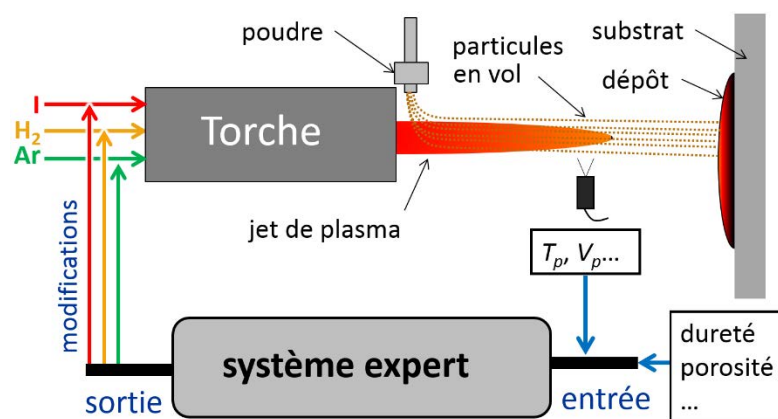


Figure Description schématique de l'objectif de la thèse

L'un des points les plus importants de ce travail consiste dans un premier temps à recueillir des données expérimentales sur le procédé plasma, pour s'en servir dans le développement du système expert. Nous devons donc réaliser des expériences, faire varier les paramètres opératoires, les mesurer en correspondance avec des mesures sur les caractéristiques des particules en vol et les propriétés du dépôt.

A partir de là, le système expert sera entraîné et le modèle du système expert construit. Naturellement, il nous faudra réfléchir aux coefficients à adapter pour le procédé APS, soit ceux concernant les réseaux de neurones artificiels, soit ceux liés à la logique floue. Ces coefficients détermineront conjointement la performance du futur système expert. Pour les réseaux de neurones artificiels, nous devons choisir le nombre d'unités cachées et le nombre d'unités de sortie les meilleurs qui

conduisent à éliminer les problèmes 'over-fit' et 'under-fit'. Pour la logique floue, il nous faudra définir le plus correctement possible l'ensemble de relations des variables (d'entrée et de sortie) et aussi l'ensemble des règles floues.

Après cette phase d'entraînement, le système sera testé pour évaluer sa performance de contrôle et de prédiction. Le pourcentage d'acceptation et le pourcentage de différence entre la sortie du système expert et la mesure seront les grandeurs à considérer.

Enfin, et pour vérifier le fonctionnement de ce système, la mise en œuvre d'un émulateur qui nous permette de simuler le fonctionnement d'une torche à plasma en toute sécurité sera étudiée. Le développement de cet émulateur sera basé sur un modèle mathématique dont le choix sera à réfléchir en prenant en compte surtout les aspects dynamiques. Le système expert devra finalement être testé en ligne avec l'émulateur de la torche à plasma pour que les caractéristiques temporelles de ce système puissent être évaluées et critiquées.

Les différentes phases de ce travail vont être détaillées dans les chapitres qui suivent.

Sommaire

Remerciement	I
Résumé	II
Abstract.....	IV
Introduction générale	VI
Sommaire des figures	V
Sommaire des tableaux	XI
Chapitre 1 : Bibliographie	1
1.1 Introduction	2
1.2 Projection à la torche plasma APS.....	3
1.2.1 Principe de la projection à la torche plasma.....	3
1.2.2 Choix de la poudre	3
1.2.3 Interactions Plasma/Particule	5
1.2.4 Formation du revêtement.....	7
1.2.5 Fluctuations sur le procédé de projection plasma.....	9
1.2.6 Projection à la torche plasma : un procédé spécial	14
1.2.7 Conclusions.....	16
1.3 Moyens de contrôle du procédé plasma.....	17
1.3.1 Diagnostic des particules en vol.....	17
1.3.1.1 Principe de diagnostic de la vitesse des particules en vol.....	17
1.3.1.2 Principe de diagnostic des températures de surface des particules en vol.....	20
1.3.1.3 Produits commerciaux de diagnostic des particules en vol adaptés aux procédés de projection	23

1.3.1.4 Choix du produit commercial de diagnostic utilisé pour noter étude	24
1.3.2 Préparation du substrat	26
1.4 Intelligence artificielle	27
1.4.1 Introduction.....	27
1.4.2 Réseaux de neurones artificiels	28
1.4.2.1 Principe des réseaux de neurones artificiels	29
1.4.2.2 Entraînement d'un réseau de neurones artificiels	32
1.4.2.3 Applications des réseaux de neurones artificiels à projection thermique	34
1.4.3 La logique floue	35
1.4.3.1 Introduction	35
1.4.3.2 Principe de la logique floue	35
1.4.3.3 Limites de la logique floue	39
1.5 Construction d'un émulateur	39
1.5.1 Introduction.....	39
1.5.2 Principe d'un émulateur.....	40
1.5.3 Limitations de l'émulateur	42
1.6 Conclusions.....	42
Références du chapitre 1.....	45
Chapitre 2 : système expert.....	53
2.1 Introduction	54
2.2 Définition du système expert	54
2.2.1 Développement d'un système expert pour la projection APS.....	55
2.2.2 Fonctionnement pratique d'un système expert	56

2.3 Réseau de neurones artificiels.....	57
2.3.1 Etapes de construction d'un Réseau de Neurones Artificiels	57
2.3.2 Choix du nombre d'unités cachées du RNA	58
2.3.3 Entraînement des réseaux de neurones artificiels	61
2.3.3.1 Entraînement du module RNA 1	64
2.3.3.2 Entraînement du module RNA 2	66
2.4 Logique floue	67
2.4.1 Ensemble des relations langagières	68
2.4.2 Règles floues de la logique floue.....	70
2.5 Présentation du système expert développé sous Labview	74
2.6 Base de données.....	78
2.6.1 Conditions expérimentales	78
2.6.2 Protocole de mesure des propriétés du dépôt	82
2.6.2.1 Mesure de la porosité des dépôts	83
2.6.2.2 Mesure de la dureté des dépôts.....	85
2.6.3 Effet des paramètres opératoires sur les caractéristiques des particules en vol	86
2.6.4 Effet des paramètres opératoires sur le taux de porosité du dépôt ...	89
2.6.5 Effet des paramètres opératoires sur la dureté du dépôt.....	90
2.7 Conclusions	91
Références du chapitre 2.....	93
Chapitre 3: Système d'identification	95
3.1 Introduction	96
3.2 Conditions expérimentales.....	97
3.3 Traitement des données.....	99

3.4 Entraînement de l'émulateur	102
3.4.1 Préparation des données	103
3.4.2 Définition du modèle non linéaire autorégressif externe (NLARX) ...	106
3.4.3 Calcul du modèle	107
3.4.4 Prédiction du modèle	113
3.5 Interface de l'émulateur sous Labview	118
3.6 Avantages de l'émulateur.....	122
3.7 Conclusions	122
Références du chapitre 3.....	124
Chapitre 4 : Mise en œuvre du système expert et de l'émulateur	125
4.1 Introduction	126
4.2 Caractéristiques des modifications du procédé	127
4.3 Création du signal simulé.....	131
4.3 Système combiné sous Labview	136
4.3.1 Interface du système combiné	136
4.3.2 Précisions sur le temps de stabilisation	140
4.4 Difficultés sous-jacentes	144
4.4.1 Mesure des caractéristiques des particules en vol	145
4.4.2 Optimisation la programmation.....	146
4.4.3 Optimisation des RNAs.....	149
4.5 Conclusion	152
Références du chapitre 4.....	154
Conclusion générale.....	156
Perspectives	159

Sommaire des figures

Figure 1.1 Schéma du principe de la torche à plasma.....	3
Figure 1.2 Ordre des échelles de temps de la formation de particule projetée par la projection plasma [39]	7
Figure 1.3 Particules de nickel écrasées sur un substrat d'acier, (a) à 290°C, (b) à 400°C [47].....	9
Figure 1.4 Ordre de grandeurs des instabilités d'un jet plasma	10
Figure 1.5 Schématisation d'un jet plasma par bouffées successives	12
Figure 1.6 Modèles des fluctuations du jet de plasma (modèle restrike : 100 A, 12/40 NLPM de Ar/He ; modèle takeover : 500A, 40/20 NLPM de Ar/He ; modèle stable : 900A, 60 NLPM de Ar)	13
Figure 1.7 Schéma du système du contrôle basé sur Intelligence Artificielle et la Logique Floue	16
Figure 1.8 Principe de la technique de vélocimétrie laser à franges	18
Figure 1.9 Principe de la technique de vélocimétrie par images des particules..	20
Figure 1.10 Principe de fonctionnement d'un thermocouple.....	21
Figure 1.11 Principe de fonctionnement DPV 2000	25
Figure 1.12 Structure d'un neurone	29
Figure 1.13 Comparaison entre neurone biologique et neurone artificiel	30
Figure 1.14 Réseau de neurones artificiels	31
Figure 1.15 Schéma d'un contrôle de la logique floue.....	36
Figure 1.16 Types de fonction de fuzzification de la logique floue : (a) à seuil, (b) à triangle, (c) à linéaire saturé et (d) à courbe gaussien.....	36
Figure 1.17 Opération entre les ensembles A et B.....	37
Figure 1.18 Opération d'inférence de règles floues.....	38

Figure 1.19 Méthodes de défuzzification	39
Figure 2.1 Schéma de principe du système expert pour la projection plasma	55
Figure 2.2 Erreur moyenne d'entraînement du réseau de neurones artificiels ..	59
Figure 2.3 Erreur de prédiction du réseau de neurones artificiels	60
Figure 2.4 Performance d'entraînement de RNA 1	64
Figure 2.5 Performance d'entraînement du RNA 1	65
Figure 2.6 Entraînement de RNA 2	66
Figure 2.7 Performance du réseau RNA 2	67
Figure 2.8 Degrés d'appartenance des variables d'entrée.....	69
Figure 2.9 Degrés d'appartenance des variables de sortie	69
Figure 2.10 Graphe des surfaces des règles floues du module FLC 1 pour la vitesse et température des particules en vol en fonction des paramètres opératoires	72
Figure 2.11 Profil des règles floues du module FLC 2.....	74
Figure 2.12 Diagramme du système expert	76
Figure 2.13 Interface du système expert.....	77
Figure 2.14 Photo du montage de projection	79
Figure 2.15 (a) Observation de la poudre au MEB [11] et (b) distribution granulométrique	79
Figure 2.16 Console de contrôle des paramètres de projection	80
Figure 2.17 Photo du montage de diagnostic des particules en vol (DPV 2000) .	81
Figure 2.18 Photo du porte échantillon	81
Figure 2.19 Photo typique de la microstructure d'un dépôt APS, obtenue par microscope optique (Al_2O_3 -13 wt.% TiO_2).....	83
Figure 2.20 Interface ImageJ	84
Figure 2.21 Principe du calcul des couleurs RGB.....	85

Figure 2.22 Principe de mesure de la dureté Vickers.....	86
Figure 2.23 Influence des paramètres opératoires sur les caractéristiques des particules en vol	88
Figure 2.24 Effet des paramètres opératoires sur la porosité du dépôt.....	90
Figure 3.1 Composition du Système d'Identification	97
Figure 3.2 Interpolation des données	100
Figure 3.3 Paramètres opératoires avec et sans interpolation	100
Figure 3.4 (a) Vitesse des particules en vol avec et sans interpolation	101
Figure 3.4 (b) Température des particules en vol avec et sans interpolation....	102
Figure 3.5 Outil d'entraînement du Système d'Identification	104
Figure 3.6 Parcellisation de la donnée 'data' dans l'outil d'entraînement du Système d'Identification	105
Figure 3.7 Définition du modèle NLARX et représentation.....	107
Figure 3.8 Influence du nombre de coefficients pour les termes d'entrée vis-à-vis de la précision de prédiction.....	111
Figure 3.9 Influence du délai sur la précision de prédiction	112
Figure 3.10 Comparaison entre température prédite et température expérimentale	114
Figure 3.11 Zoom de la région [2100, 2500 s].....	115
Figure 3.12 Comparaison entre vitesse prédite et vitesse expérimentale	116
Figure 3.13 Erreur de prédiction de la température (a) et de la vitesse (b) en fonction du temps	117
Figure 3.14 Erreur de prédiction en pourcentage de la température (a) et de la vitesse (b)	118
Figure 3.15 Interface de l'émulateur sous Labview	120
Figure 3.16 Exemple de signal analogique	121
Figure 3.17 Explication des grandeurs du signal simulé.....	121

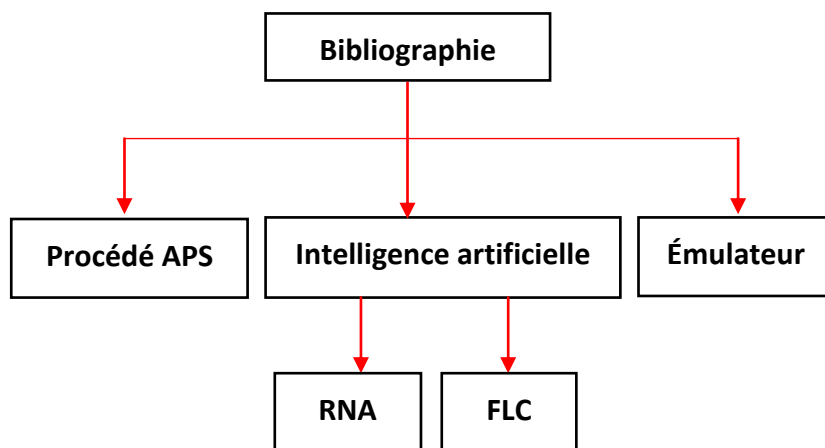
Figure 4.1 Schéma du système combiné	126
Figure 4.2 Caractéristiques temporelles de modification de l'intensité	127
Figure 4.3 Caractéristiques temporelles de modification du débit d'argon	128
Figure 4.4 Caractéristiques temporelles de modification du débit d'hydrogène	128
Figure 4.5 Courbes de modification du paramètre Intensité au cours du temps (a) pour la phase de montée (b) et pour la phase de descente	130
Figure 4.6 Courbes de modification du paramètre débit Argon au cours du temps (a) pour la phase de montée et (b) pour la phase de descente.....	130
Figure 4.7 Courbe de modification du paramètre débit Hydrogène au cours du temps (a) pour la phase de montée et (b) pour la phase de descente.....	131
Figure 4.8 Structuration de la simulation d'un signal au cours de la modification d'un paramètre opératoire	132
Figure 4.9 Courbes de la section 2 pour l'intensité du courant en fonction du temps.....	135
Figure 4.10 Courbes de la section 2 pour le débit d'argon en fonction du temps	135
Figure 4.11 Courbes de la section 2 pour le débit d'hydrogène en fonction du temps.....	135
Figure 4.12 Interface du système combiné sous Labview.....	137
Figure 4.13 Programmation graphique du système expert sous Labview	138
Figure 4.14 Programmation graphique de l'émulateur sous Labview	138
Figure 4.15 Temps de stabilisation du système expert	141
Figure 4.16 Temps de stabilisation de l'émulateur	141
Figure 4.17 Temps de stabilisation du système combiné	141
Figure 4.18 Temps de stabilisation du traitement du signal	143
Figure 4.19 Temps de stabilisation du traitement du signal simulé sur les 3 niveaux des paramètres opératoires	143

Figure 4.20 Répartition du temps de stabilisation du système combiné.....	144
Figure 4.21 Ecart-type moyen de mesure de la température.....	145
Figure 4.22 Ecart-type moyen de mesure de la vitesse	146
Figure 4.23 optimisation de la programmation	147
Figure 4.24 Bloc d'optimisation désactivé.....	147
Figure 4.25 Bloc d'optimisation activé	148
Figure 4.26 Vitesse après optimisation du module RNA 1	151
Figure 4.27 Température après optimisation du module RNA 1	152

Sommaire des tableaux

Tab. 1.2 Caractéristiques des méthodes de mesure de la température.....	24
Tab. 1.3 Différents types de fonctions de transfert de RNA	31
Tab. 2.1 Données expérimentales servant à l'entraînement des réseaux de neurones artificiels.....	62
Tab. 2.2 Relations entre modifications des paramètres opératoires et conséquences sur les caractéristiques des particules	70
Tab. 2.3 Propriétés de l'alumine et du rutile [12, 13]	80
Tab. 2.4 Paramètres opératoires	82
Tab. 2.5 Dureté du dépôt ($HV_{0,3}$) en fonction des paramètres opératoires	91
Tab. 3.1 Conditions expérimentales	98
Tab. 3.2 Paramètres du modèle	108
Tab. 3.3 Erreur de prédiction en pourcentage	117
Tab. 4.1 Répartition des données pour le signal simulé pour les trois paramètres opératoires sur chacune des sections.....	132
Tab. 4.2 Différence trouvée entre les valeurs données par l'émulateur et le module RNA 2 avant optimisation	150
Tab. 4.3 Comparaison de performance entre valeurs données par l'émulateur et le module RNA 2 après optimisation	150
Tab. 4.4 Porosité et dureté du dépôt pour différentes conditions opératoires	151

Chapitre 1 : Bibliographie



1.1 Introduction

La projection thermique regroupe un ensemble de procédés pour lesquels des matériaux métalliques et non métalliques sont déposés à l'état fondu ou semi-fondu sur une surface de composants mécaniques afin de leur conférer des propriétés d'usage spécifiques.

Il existe de nombreuses manières de réaliser la projection thermique mais les plus couramment utilisées dans l'industrie sont la projection par chalumeau, par arc fil, par flamme supersonique ou encore par plasma d'arc soufflé [1, 2].

La projection thermique à la torche à plasma d'arc soufflé atmosphérique (en anglais, APS : Atmospheric Plasma Spraying) est l'un des procédés les plus utilisés pour projeter en particulier un matériau céramique dont la température de fusion est élevée. La torche à plasma d'arc soufflé utilise le confinement d'un arc électrique pour augmenter fortement la température des gaz jusqu'à plus de 12000 °C et lui permet d'atteindre des vitesses de gaz de l'ordre de 2000m.s⁻¹ en sortie de tuyère. C'est ce procédé qui a été considéré dans le cadre de cette étude [3].

Les applications des dépôts réalisés par cette technique sont nombreuses et diverses [4, 5]. Dans ce procédé, le revêtement peut être constitué d'alliages métalliques, de céramiques carbures ou oxydes, de composites céramo-métalliques, de polymères thermoplastiques ou tout autre composite associé [3].

Ce chapitre va recenser les principaux paramètres opératoires qui interviennent au cours d'une opération APS, des dérives et fluctuations qui sont liées à ce procédé. Les principaux moyens de diagnostic et de contrôle seront présentés. Enfin, la théorie de la prédiction et de la simulation par Intelligence Artificielle et Système d'Identification seront détaillées en plusieurs parties : les réseaux des neurones artificiels, la logique floue et l'émulateur.

1.2 Projection à la torche plasma APS

1.2.1 Principe de la projection à la torche plasma

La première torche plasma à courant continu est apparue dans les années 60 et la première torche de projection une décennie plus tard. La robotisation du procédé a commencé dans les années 80 parallèlement au développement des torches radio fréquence (RF) pour la projection. Dans les années 90, de nombreuses recherches ont été menées sur la technologie des détecteurs et des diagnostics susceptibles d'être utilisés à l'atmosphère dans les cabines de projection plasma [1, 5-7].

Dans le procédé APS, le plasma est créé entre deux électrodes concentriques (cathode et anode). L'arrivée du gaz (Argon, Hydrogène, Hélium, Azote en général...) dans la chambre d'arc s'effectue grâce à une injection vortex le long de la cathode (F4). Le gaz qui traverse la chambre est ionisé par l'arc électrique, et forme le plasma. Les régions les plus chaudes du plasma en sortie de l'anode peuvent atteindre 15 000°C, et une vitesse de 2000 m.s⁻¹. Ce jet est alors utilisé pour accélérer et fondre des poudres qui viendront revêtir la pièce (substrat) dont on désire modifier les propriétés [8, 9] (fig. 1.1).

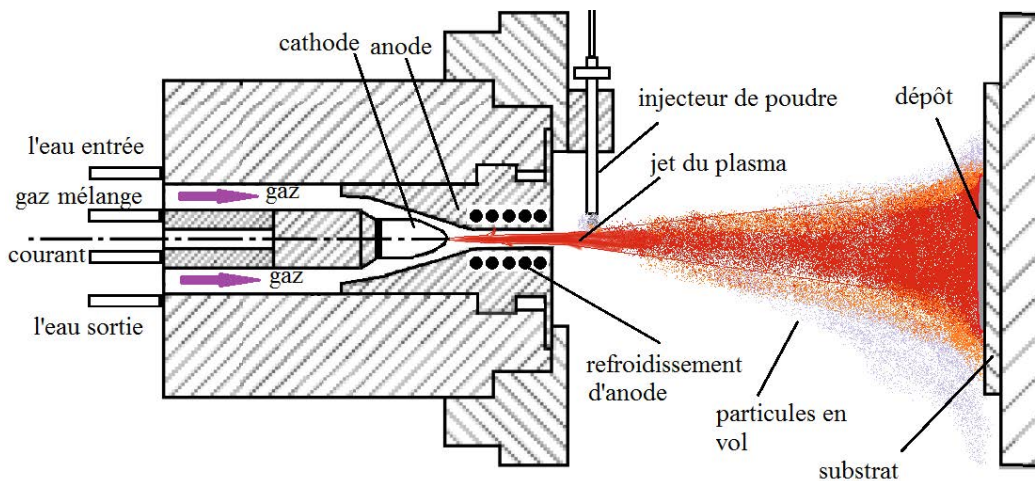


Figure 1.1 Schéma du principe de la torche à plasma

1.2.2 Choix de la poudre

Quand le plasma s'expande dans l'air, l'air entraîné est chauffé dû à la dissociation de l'oxygène (vers 3500 K) et de l'azote (vers 7000 K). Les poudres injectées en sortie de

la tuyère (injection externe) vont donc entrer en interaction avec un grand nombre d'espèces réactives. En conséquence, la réactivité chimique à la surface des particules est importante, en particulier sur celles à haute température ou sensibles à l'oxydation. Cette réactivité est fortement augmentée car étant donné les vitesses d'écoulement du plasma, les conditions sont réunies pour que l'écoulement, autour de la particule en fusion, engendre un phénomène de convection en son sein. Cette réactivité peut être contrôlée en modifiant les paramètres du procédé (mélange gazeux, intensité de courant, design des électrodes) ou en intégrant à la conception du procédé l'utilisation d'un prolongateur de tuyère ou d'une chambre à atmosphère contrôlée [4, 10, 11].

Les transferts de chaleur et de quantité de mouvement entre le flux gazeux à très haute température et forte vitesse et les particules de poudre ont été largement étudiés dans les années 1980 [7, 12]. Ils prennent en compte par exemple le phénomène de propagation de la chaleur au sein et autour des particules ainsi que toutes les corrections nécessaires aux interactions entre liquide/gaz ou solide/gaz [2, 4].

Ainsi, indépendamment des paramètres qui sont difficilement contrôlables comme les instabilités liées au déplacement du pied d'arc, l'érosion des électrodes,..., de nombreux facteurs vont influencer les propriétés du dépôt : le choix de la poudre, son injection, l'état du substrat, la cinématique du robot.

La composition chimique de la poudre, sa forme finale, la méthode utilisée pour sa mise en forme et sa distribution granulométrique sont autant de paramètres qui en déterminent ses propriétés. Par exemple, les poudres fines présentent des difficultés de coulabilité qui ont d'ailleurs conduit certaines équipes à développer des distributeurs mieux adaptés pour le transport et l'injection de ces poudres [4, 6, 13, 14].

Le choix de la poudre est dicté par l'application envisagée, en tenant compte des caractéristiques physico-chimiques des matériaux et des critères économiques. Par

exemple, les poudres céramiques issues de l'agglomération / séchage et de la fusion / broyage sont les plus utilisées en procédé APS.

Dans cette étude, une poudre composée d'alumine-rutile, ($\text{Al}_2\text{O}_3 - \text{TiO}_2$, 13 % en masse) obtenue par le procédé de fusion/broyage a été employée. L'alumine présente une bonne tenue mécanique aux hautes températures, une grande résistivité électrique, une dureté élevée, une résistance à l'usure excellente et une inertie chimique importante [15, 16]. Pour cette raison, l'alumine est très largement utilisée en projection thermique pour des applications diverses allant de la fabrication de couches à fonction tribologique à des couches anticorrosion ou en passant par des barrières diélectriques [16]. Le rutile permet d'augmenter l'adhérence du dépôt et la capacité de déformation. Cependant, certains désavantages apparaissent à l'usage du rutile, comme une diminution de la dureté et une augmentation de la porosité dans le dépôt.

La poudre projetée doit rester à l'état fondu et sans décomposition. Un matériau affichant une grande différence entre sa température de fusion et sa température de sublimation est toujours préférable pour une projection APS.

1.2.3 Interactions Plasma/Particule

Pour réaliser un dépôt, il faut injecter des particules (de diamètre généralement compris entre 10 et 100 μm) dans le jet plasma. Pour notre étude, la poudre est injectée via un injecteur tubulaire de diamètre interne variant de 1.5 à 2 mm dirigé verticalement du haut vers le bas et placé à la sortie de la tuyère (comme dans le cas de l'injection externe). Généralement encore, la sortie de l'injecteur est positionnée à une distance de 6 mm de l'axe de l'anode. Un gaz porteur d'argon choisi pour son importante masse volumique permet son acheminement jusqu'à la sortie de l'injecteur. La trajectoire des particules dans le jet plasma se définit alors comme le parcours de ces particules de la sortie de l'injecteur à la surface de la pièce à revêtir (substrat). Le paramètre opératoire contrôlant la pénétration des particules dans le plasma est le débit volumétrique de gaz porteur. Celui-ci doit en effet assurer une

quantité de mouvement suffisante des poudres équivalente à celle qui leur est imposée par le plasma au point d'injection [6, 13, 17]. Ce débit de gaz porteur doit donc être ajusté en fonction de la poudre (morphologie, distribution granulométrique, masse volumique,...) et du plasma (intensité de courant, débit de gaz, mélange,...).

Deux difficultés apparaissent en termes de contrôle de procédé amenant un traitement inhomogène des poudres d'un point de vue thermique comme cinétique:

- une distribution de taille existe conduisant à une dispersion très importante des résultats de quantité de mouvement (masse proportionnelle au cube du diamètre) [17-20] ;
- les collisions à l'intérieur du tube d'injection provoquent une dispersion des trajectoires avant la sortie du tube et donc la formation d'un jet d'angle plus ou moins ouvert [21-25] ;

Des recherches ont été menées sur cet impact et suite à des mesures de vitesse et température sur les particules en vol et à des analyses des dépôts [6, 17, 18, 21, 25, 26], il est aujourd'hui établi que le gaz porteur doit être ajusté de manière à obtenir une déviation optimale de la trajectoire moyenne. Pour ce transfert de quantité de mouvement, la force qui agit sur les particules de façon prépondérante est la force d'entraînement visqueux [27, 28]. Pour le transfert de quantité de chaleur, les échanges qui interviennent au travers de la couche limite entourant la particule sont les plus importants. Il s'agit d'échanges conducto-convectif dans la couche limite [4, 29-32] et d'échanges par rayonnement liés aux pertes [33, 34]. La propagation de la chaleur à l'intérieur d'une particule est contrôlée par la conductivité thermique de la particule reliée avec la conductivité moyenne intégrée du plasma [14, 32, 35, 36]. Dans le cas des matériaux réfractaires comme ceux que nous avons utilisés pour notre étude, un écart important de température peut apparaître entre la surface et le cœur d'une particule [4, 36, 37].

1.2.4 Formation du revêtement

Les particules injectées dans le jet subissent donc des transferts de quantité de mouvement et de chaleur permettant à une majorité de particules d'être fondues et accélérées et d'impacter le substrat pour former des lamelles. Le revêtement est ainsi composé de lamelles qui se déposent les unes sur les autres. Les déformations des particules impactant le substrat ont été largement étudiées par A. McDonald [31, 38] et P. Fauchais [39]. Leurs résultats indiquent que l'effet de préchauffage du substrat est un paramètre clé de la déformation de la particule. Ainsi, les propriétés thermomécaniques du revêtement dépendent non seulement de la façon dont les particules s'aplatissent, mais aussi de l'histoire thermique des particules une fois déposées en couches. Ces faits ont été bien détaillés par McPherson [40] en 1981. On constate aussi que l'histoire temps-température de superposition des lamelles est régie par de échelles de temps très différentes [41]. On peut décomposer la formation du revêtement de la façon suivante (fig. 1.2) :

- entre 0.8 et 3 μs pour l'impact et l'étalement d'une particule liquide
- entre 0.6 et 5 μs pour le refroidissement de la particule écrasée
- puis l'impact d'une nouvelle particule sur celles déjà déposées.

Ainsi, une particule subit un refroidissement très rapide suivi d'un réchauffage dû à l'arrivée de nouvelles [42]. L'impact des particules fondues et l'état visqueux de la gouttelette conditionnent ensemble les propriétés des couches [41].

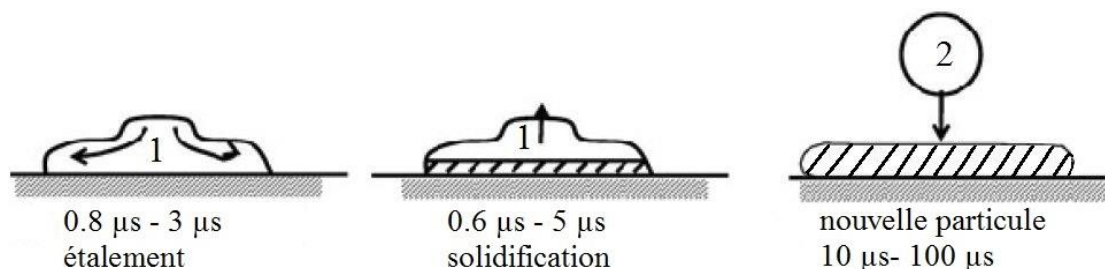


Figure 1.2 Ordre des échelles de temps de la formation de particule projetée par la projection plasma [39]

Un modèle de conduction thermique analytique a été développé pour calculer la résistance thermique de contact à l'interface des particules projetées en plasma et

les surfaces des particules déposées [31]. L'évolution de la température a été utilisée pour déterminer la vitesse de refroidissement des particules écrasées. Le résultat a montré que la résistance thermique de contact entre les surfaces chauffées ou préchauffées et les couches était de plus d'un ordre de grandeur inférieure à celle obtenue sur les surfaces non-chauffées maintenues à température ambiante. Les particules arrivant sur des surfaces chauffées possèdent un taux de refroidissement significativement plus grand que celles qui se déposent sur les surfaces maintenues à température ambiante. Ceci est à attribuer à une plus faible résistance thermique de contact. En plus, l'état du substrat, lisse ou rugueux, va déterminer les propriétés de la première couche de lamelles. Par exemple, une surface lisse peut diminuer la résistance thermique mais détériorer les propriétés d'adhérence, et à l'inverse, une surface rugueuse peut renforcer l'adhérence mais aussi augmenter la résistance thermique qui affaiblit la capacité de refroidissement de la lamelle déposée [43, 44]. La conductivité thermique entre la première couche et le substrat limite la vitesse de refroidissement [45]. Ainsi, pour obtenir un revêtement avec une adhérence suffisante, une surface rugueuse est souvent employée [46]. Les résultats montrent que la lamelle écrasée présente la forme d'un disque quand la température de substrat est supérieure à 400 °C (fig. 1.3 (a)); En revanche, si la température reste inférieure à 300 °C, la lamelle écrasée va éclabousser avec un bord brisé (fig. 1.3 (b)).

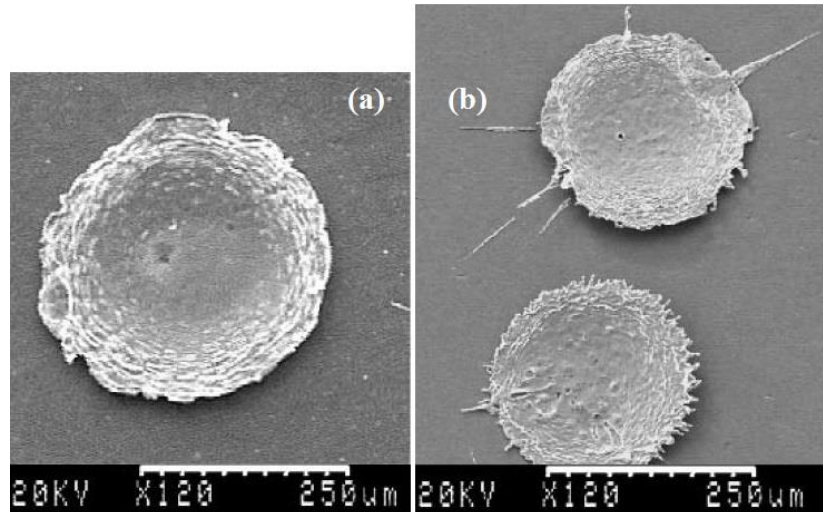


Figure 1.3 Particules de nickel écrasées sur un substrat d'acier, (a) à 290°C, (b) à 400°C [47]

A l'échelle macroscopique, le contrôle de la température moyenne du dépôt au cours de sa formation permet de déterminer le niveau de contraintes résiduelles au sein de la couche [30]. Pendant la projection, le substrat est normalement refroidi par la présence de buses de refroidissement à l'air placées en avant ou en arrière de la surface du substrat. Il a été démontré qu'une température faible allait s'accompagner d'une petite différence de dilatation thermique entre le revêtement (souvent de nature céramique) et le substrat (souvent de nature métallique). Cette différence augmente avec l'épaisseur du dépôt et peut augmenter les contraintes résiduelles de trempe qui se développent lors de la solidification et d'un refroidissement rapide. Finalement, cela peut conduire à la délamination d'une partie ou de l'ensemble du dépôt lorsque le niveau de contraintes atteint localement dépasse le niveau d'adhérence [48].

1.2.5 Fluctuations sur le procédé de projection plasma

Le jet de plasma interagit fortement avec l'atmosphère environnante, en la pompant rapidement dès la sortie d'anode (10 mm) et donc ses propriétés physico-chimiques (température, vitesse, longueur, composition,...) s'en trouvent fortement modifiées.

Deux processus contribuent à ce mélange plasma/atmosphère environnante :

- la combinaison des grandes vitesses d'éjection du plasma et de la différence importante de densité massique (rapport de 30 à 40) et de viscosité (plus d'un ordre de grandeur) entre le plasma à haute température et l'atmosphère à température ambiante induit la formation d'anneaux de vortex dont la coalescence entraîne un phénomène d'engouffrement ;
- l'effet piston lié aux fluctuations de la colonne d'arc dans la tuyère anode engendre une succession de zones chaudes et froides formant l'écoulement plasma, favorisant la pénétration de l'atmosphère dans les zones froides.

Le jet plasma est donc loin d'avoir des caractéristiques stables : il est fortement fluctuant dans le temps et dans l'espace, comme la montre la figure ci-dessous :

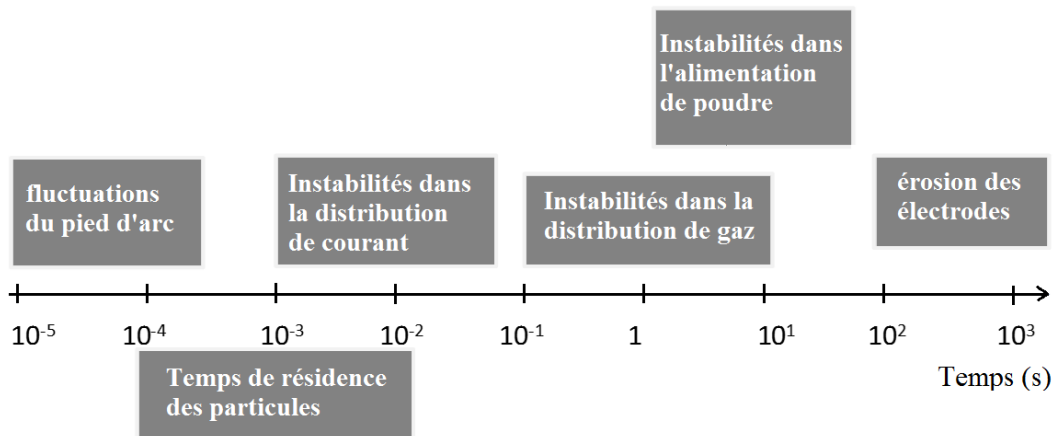


Figure 1.4 Ordre de grandeurs des instabilités d'un jet plasma

Le procédé APS se caractérise des phénomènes aléatoires et souvent instables. Les causes de ces instabilités sont nombreuses [10, 49] : instabilités de l'arc électrique dans la tuyère dépendant, en particulier, de l'usure de l'anode et du mélange de gaz plasmagènes utilisé, instabilités dans la distribution des poudres, dérive du courant électrique, dérive des débits des gaz due à d'éventuelles fuites, déviation aléatoire des trajectoires des particules due à une accumulation de poudre sur l'extrémité de l'injecteur, etc. Le schéma ci-dessous donne les échelles de temps caractéristiques de ces différentes fluctuations (fig. 1.4).

En projection thermique, il y a plusieurs paramètres opératoires qui influencent la qualité du dépôt en modifiant ses propriétés et sa structure. Les relations entre ces paramètres sont couplées et ont des effets non linéaires [5, 15, 50]. Les propriétés des dépôts dérivent alors des caractéristiques à l'impact des particules et les caractéristiques à l'impact des particules dérivent elles-mêmes des caractéristiques thermodynamiques du jet de plasma découlant directement de l'ajustement des paramètres opératoires. La composition des gaz plasmagènes et leur proportion respective ont un effet direct sur le régime de fonctionnement de la torche [51].

L'instabilité du jet se manifeste par :

- la déviation et la dispersion des trajectoires des particules à cause de la variation de la quantité de mouvement du jet ;
- l'élargissement des distributions locales de vitesse et de température des particules. En effet, la variation continue de l'enthalpie fournie au gaz se traduit par des fluctuations dans les dimensions du jet et ses caractéristiques (vitesse, température, composition) [48].

Le jet plasma se compose d'une colonne d'arc principale, fixée à l'extrémité de la pointe de la cathode qui est la source des électrons, et d'une colonne de connexion qui se termine par le pied d'arc sur la surface interne de l'anode (fig. 1.5).

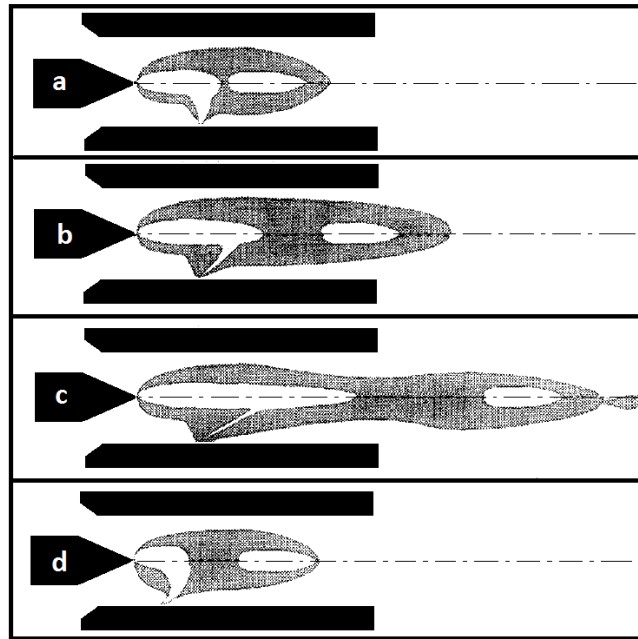


Figure 1.5 Schématisation d'un jet plasma par bouffées successives [52]

Le pied d'arc se déplace de façon permanente sur la surface de l'anode dans un mouvement de va-et-vient avec une phase d'allongement de l'arc en aval de l'anode, interrompue par un claquage de l'arc qui se réamorçe en amont ou en aval du précédent pied d'arc [10, 48]. Z. Duan et J. Heberlein ont travaillé sur les fluctuations du pied d'arc en utilisant l'analyse des de la tension d'arc couplée à des images vidéo prises en caméra grande vitesse de l'arc dans une torche à plasma. Ils indiquent qu'il y a trois états distinctifs de la torche à plasma (fig. 1.6): le modèle « restrike », le modèle « takeover » et un modèle stable [10].

Les fluctuations du pied d'arc proviennent des fluctuations de la tension d'arc aux bornes des électrodes. Cette tension est la somme de la chute cathodique, de la chute anodique et de la tension d'arc. Aussi, pour contrôler précisément les variations de cette tension d'arc, il faudrait chercher à diminuer fortement voire à éliminer ces fluctuations, mais cela n'est pas possible puisque inhérent au fonctionnement même de la torche à plasma. Il faut donc trouver une autre solution pour optimiser ce procédé de projection APS.

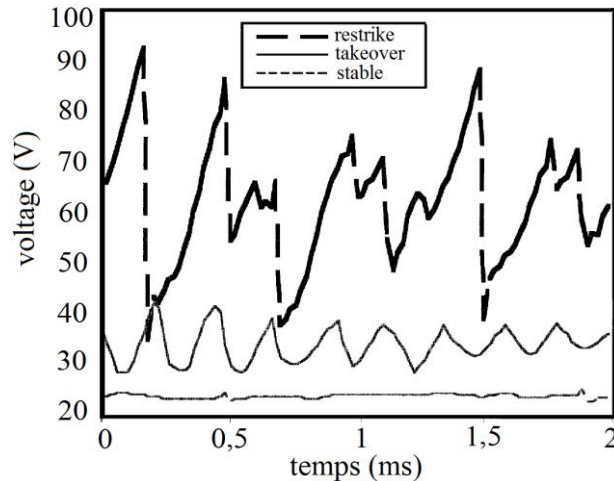


Figure 1.6 Modèles des fluctuations du jet de plasma (modèle restrike : 100 A, 12/40 NLPM de Ar/He ; modèle takeover : 500A, 40/20 NLPM de Ar/He ; modèle stable : 900A, 60 NLPM de Ar) [10]

En addition à ces constatations, l'érosion des électrodes complexifie encore un peu plus la situation. Pour un usage normal, une anode peut servir environ 60 heures dépendant conditions utilisées et du nombre de démarrages [48]. Des pointes à très haut flux thermique existent sur la surface interne d'anode rendant les points d'accroche très sensibles à l'état de surface de cette électrode [11, 53, 54]. Ceci est difficilement contrôlable tout comme la pression dans le système d'amenée de gaz, la pureté des gaz plasmagènes, la température ambiante. L'érosion de cathode est moins critique que celle de l'anode compte tenu de sa forme pointue. L'érosion de cathode provient principalement des énergies sur la pointe de cathode qui conduisent d'ailleurs à un gradient important de températures et de vitesses [11, 54].

Actuellement, aucune solution n'existe pour mesurer l'érosion des électrodes ni même la contrôler [55-57]. La méthode proposée pour tenter de surveiller et de modifier le fonctionnement du procédé en ligne se base sur les méthodes d'Intelligence Artificielle.

1.2.6 Projection à la torche plasma : un procédé spécial

Pour obtenir un revêtement dont les caractéristiques sont reproductibles, l'état du jet du plasma doit rester sensiblement constant. Pour saisir l'état du jet de plasma au cours du temps, il faut pouvoir mesurer sa température et sa vitesse. Dans le procédé traditionnel, il n'existe pas de solution pour réaliser un diagnostic en temps réel du procédé. Depuis maintenant plus de 30 ans, de nombreuses équipes de recherche ont étudié les relations entre les paramètres opératoires et les caractéristiques structurales du dépôt et ses propriétés en implantant des capteurs optiques sur le procédé de manière à obtenir les caractéristiques des particules en vol (température moyenne de surface, vitesse moyenne, nombre de particule en vol et al.) [6]. L'influence de la température et de la vitesse des particules sur les caractéristiques du dépôt n'est pas encore parfaitement détaillée.

Néanmoins, grâce au développement des technologies de mesure, de nouveaux capteurs permettent d'enregistrer les caractéristiques des particules en vol [29].

Pour parvenir à un contrôle efficace des propriétés du dépôt, la stratégie de mesure doit être définie sachant que la relation entre propriétés et grandeurs relevées par les capteurs est non linéaire [58]. Deux modèles du contrôle ont été développés en ce sens: l'intelligence artificielle (AI) et la logique floue (FL). L'intelligence artificielle permet de prédire les caractéristiques des particules en vol et les propriétés structurales du revêtement en se basant sur les paramètres opératoires [59]. La flexibilité de l'Intelligence Artificielle et sa robustesse permettent d'envisager sa mise en œuvre comme un outil de contrôle en ligne. Cependant, plusieurs contraintes sont liées à son développement :

- La nécessité de posséder une base de données performante pour l'entraînement du modèle avant emploi ;
- La dépendance du résultat en termes de tolérance qui est sensible aux paramètres du procédé.

La logique floue (FL) a besoin de certains paramètres numériques pour fonctionner et déterminer l'importance de l'erreur commise avant modification [29]. Il n'y a pas

de limitation sur le nombre d'entrées et de sorties du modèle et il n'est pas nécessaire de mesurer ou de calculer le taux de modification à apporter aux paramètres mis en œuvre.

Ainsi, toutes les données issues des capteurs qui fournissent une indication des actions et réactions du système sont suffisantes pour le contrôle du procédé. La logique floue remplace le fonctionnement du modèle mathématique en utilisant des règles floues qui sont définies avant leur mise en œuvre. Pendant le contrôle, le module d'inférence combine ensemble toutes les règles floues pour produire les résultats souhaités. Le but de ce contrôle est alors de varier la performance d'un système en modifiant certaines entrées du système. Puisque ce sont les règles floues du modèle de la logique floue qui régissent le système du contrôle, elles peuvent modifier, améliorer ou changer radicalement la performance du système.

La robustesse de ce modèle permet aussi d'envisager sa mise en œuvre comme un outil de contrôle en ligne. En utilisant le système d'AI ou de la FL ou leur combinaison (fig. 1.7), le modèle peut alors permettre de stabiliser automatiquement et en ligne le procédé. Les caractéristiques des particules en vol et la température du substrat restent aussi stables que possibles donnant naissance à un dépôt aux propriétés uniformes [10].

Par exemple, lorsque l'usure de l'érosion d'anode augmente avec le temps de service, la tension de torche se réduit progressivement, et ce phénomène modifie significativement les propriétés du revêtement. Grâce au développement du contrôle présenté sur la Figure 1.7, la réduction de la tension d'arc peut être détectée par les capteurs de température ou de vitesse de particules. Ce signal sera étudié comme une fluctuation pour le modèle établi sur la FL. Combinant l'entrée d'AI et des capteurs, la FL permettra alors d'assurer la modification des paramètres opératoires.

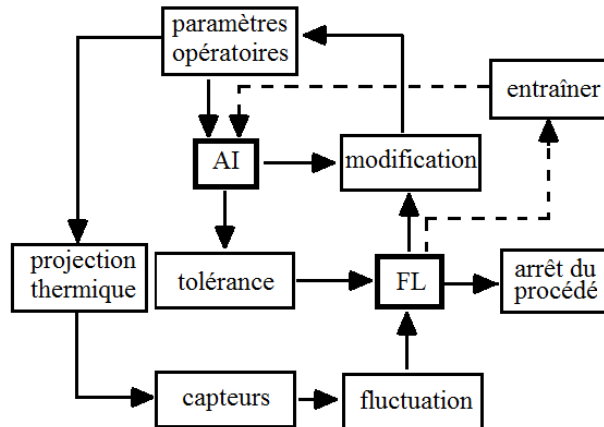


Figure 1.7 Schéma du système du contrôle basé sur Intelligence Artificielle et la Logique Floue [59]

Les stratégies du contrôle doivent être prédéfinies par l'utilisateur. Par exemple, si une fluctuation de la température des particules a été détectée par le capteur, nécessitant d'augmenter ce paramètre pour rester constant, la règle floue peut être définie comme soit « ajouter débit d'hydrogène », soit « ajouter intensité du courant » [60, 61].

1.2.7 Conclusions

La projection par torche plasma APS est une technologie bien implantée dans l'industrie et en laboratoires, réussissant à élaborer des revêtements de bonne qualité à coût intéressant. Néanmoins, cette technologie pâtit des incidences des instabilités du procédé sur la qualité du produit obtenu et souffre d'un manque de compréhension des relations entre les paramètres opératoires et les caractéristiques des particules en vol parce que non linéaires et interdépendantes. Pour rappel, pendant la projection APS, le phénomène d'instabilité du pied d'arc, d'érosion des électrodes, d'instabilité des paramètres opératoires ne peuvent pas être complètement éliminés. Il est encore aujourd'hui difficile de mesurer et de bien contrôler les paramètres opératoires de ce procédé.

1.3 Moyens de contrôle du procédé plasma

Le but du contrôle du procédé vise à aboutir à des propriétés du revêtement optimisées. L'ensemble de ces propriétés est conditionnée par les caractéristiques à l'impact des particules et par les propriétés du substrat. Deux éléments sont donc à étudier d'une part le contrôle lié aux particules et celui relatif au substrat d'autre part.

1.3.1 Diagnostic des particules en vol

Pendant la projection plasma, les caractéristiques des particules en vol sont déterminées par les échanges thermiques et cinétiques entre jet plasma et particules. Le diagnostic va donc reposer principalement sur la mesure des températures et des vitesses de ces particules.

1.3.1.1 Principe de diagnostic de la vitesse des particules en vol

La vitesse des particules en vol peut atteindre des valeurs de 100 à 500 m/s en procédé plasma APS. Ces particules peuvent être traitées comme un fluide qui se mélange avec le jet du plasma. Deux types de méthodes peuvent être utilisés pour mesurer cette vitesse : la méthode par sonde et la méthode optique.

Pour la première méthode, par tube de Pitot par exemple, les problèmes de tenue de ces sondes dans les régions les plus chaudes du jet et les problèmes liés à l'introduction d'éléments perturbateurs dans l'écoulement en font des techniques inappropriées au procédé plasma et non exploitées [62].

Pour la deuxième méthode, par voie optique, plusieurs systèmes de mesure ont été développés et sont basés sur différents principes physique :

1. La vélocimétrie laser à franges : elle permet de déterminer la vitesse du particule d'un point de vue eulérien en définissant sur un petit volume les zones d'interférences issues de la traversée de la particule. L'hypothèse est faite que la particule entraînée par le fluide est animée de la même vitesse que le fluide. Un réseau de franges par interférence lumineuse est créé lorsqu'une particule traverse la zone d'interférence. Une caméra d'observation de cette

zone d'interférence permet de collecter la fréquence du scintillement issu de la particule et d'en déduire sa vitesse instantanée (fig. 1.8).

Cette méthode de mesure est facile à mettre en œuvre. Sur la figure 1.8, un espace inter frange peut être calculé par $i = \lambda D/d$ (λ , longueur d'onde du laser utilisé, D et d distances précisées sur la fig. 1.8). Dans la zone d'interférence, la largeur des franges est calculée comme :

- Pour les franges brillantes : $\delta_b = k \cdot \lambda$ ($k \in \mathbb{Z}$)
- Pour les franges sombres : $\delta_s = (2k+1) \lambda / 2$ ($k \in \mathbb{Z}$)

Le temps de traversée (T) de la zone s'obtient à partir de la fréquence de scintillement par : $T = f^{-1}$.

Finalement, la vitesse moyenne de la particule se déduit de :

$$V = d/T = i f \cdot \cos(a)^{-1} \quad (\text{éq. 1})$$

Cette méthode donne de bons résultats lorsque les particules sont clairement identifiées dans le fluide. En revanche, lorsque la vitesse des particules est élevée, le signal de scintillement est difficile à capter, et l'intensité du signal devient trop faible pour être exploitée.

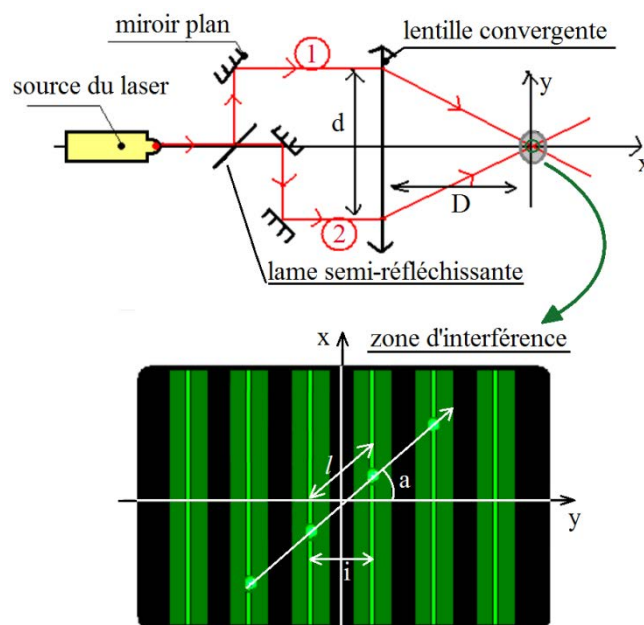


Figure 1.8 Principe de la technique de vélocimétrie laser à franges [62]

2. La vélocimétrie laser à effet Doppler

Cette méthode utilise l'effet Doppler comme principe en se basant sur le fait que la fréquence des signaux reçus des particules est différente de celle des signaux émis par la source. Le calcul est réalisé à partir de la formule $f_r = ((1-(v_p/c)^2) \cdot (1+v_p/c)^{-1})^{0,5} \cdot f_s$ [63], où v_p est la vitesse de la particule, f_s la fréquence d'émission de la source, f_r la fréquence de réception et c la vitesse de l'onde dans l'atmosphère.

Un capteur collecte les signaux de l'onde réfléchie, et détermine sa fréquence f_r , la célérité c et la fréquence f_s sont connues.

Le problème lié à cette technique de mesure est dû à la présence éventuelle de plusieurs particules qui diffuseraient les faisceaux en même temps. Les signaux vont se superposer et il n'y a pas de moyen d'identifier l'information relative à une seule particule.

3. La vélocimétrie par Image de Particule (PIV)

La Vélocimétrie par Images de particules est une technique optique non intrusive largement utilisée pour étudier la dynamique des fluides [62]. Réalisée par tomographie, la visualisation d'une coupe d'un écoulement conduit à déterminer essentiellement des aspects qualitatifs de celui-ci (présence de vortex, de décollement, etc..) et à quantifier quelques particularités (taille du tourbillon, position du décollement, etc..). En revanche, deux visualisations successives à intervalle de temps contrôlé de cette même coupe vont, par le biais d'une analyse d'images appropriée, permettre de déterminer l'évolution de l'écoulement. S'appuyant sur ce dernier principe, la vélocimétrie laser par images de particule est une technique de visualisation qui permet de dégager un champ de vitesses instantanées au sein d'un écoulement. La mise en œuvre de cette technique non-intrusive, se fait sur un écoulement (liquide, gazeux ou diphasique)

préalablement ou naturellement ensemençé (fig. 1.9). Une première nappe de lumière éclaire une ‘tranche’ de l’écoulement étudié à l’instant t et une seconde nappe est générée un instant plus tard dans le même plan à $t + \Delta t$. Les particules présentes diffusent cette lumière reçue dans toutes les directions et servent ainsi de traceurs. Un système optique souvent placé à 90° du plan lumineux est chargé de recueillir la lumière diffusée et d’enregistrer les deux scènes successives. L’analyse des deux clichés instantanés par le biais d’un algorithme basé sur l’inter-corrélation permet de déterminer l’évolution (déplacements) des particules durant l’intervalle de temps Δt .

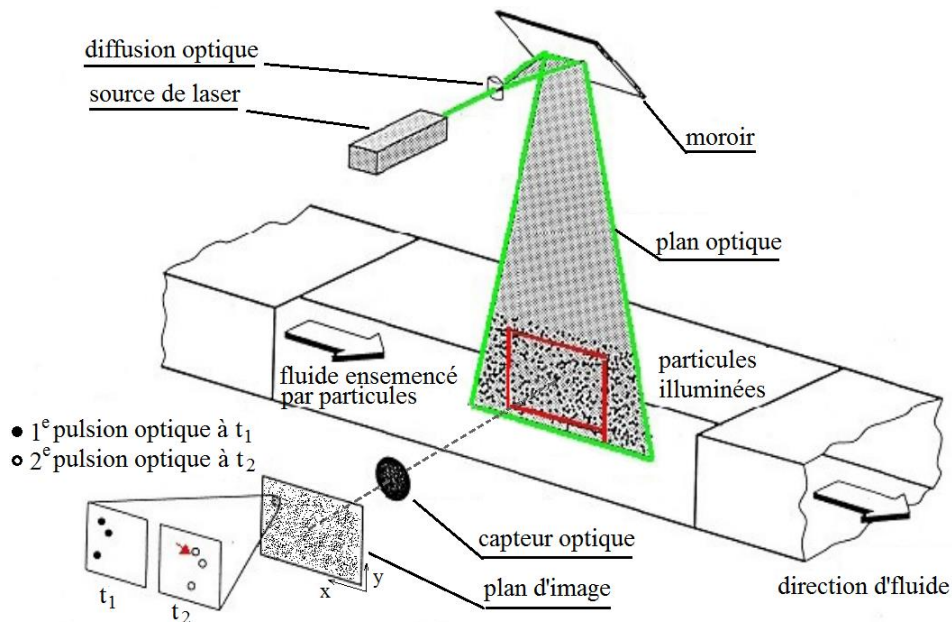


Figure 1.9 Principe de la technique de vélocimétrie par images des particules [62]

1.3.1.2 Principe de diagnostic des températures de surface des particules en vol

Les diagnostics de la température peuvent être effectués par dispositifs soit à thermomètres à dilatation [64], soit à thermomètres à électriques (fig. 1.10) [65 - 67], soit par pyromètres optiques. Les diagnostics de la température des particules chaudes en vol sont effectués par dispositifs à pyromètres optiques.

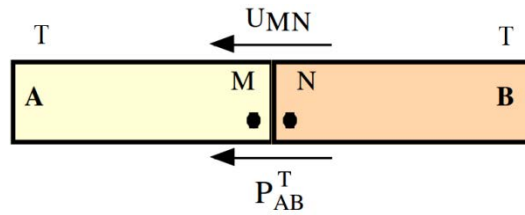


Figure 1.10 Principe de fonctionnement d'un thermocouple

La pyrométrie optique est une méthode de mesure de la température basée sur la relation entre la température d'un corps et le rayonnement optique (infrarouge ou visible) que ce corps émet. Les capteurs utilisés sont des capteurs optiques, photo-électriques ou thermiques. L'intérêt de la pyrométrie optique est de permettre la détermination d'une température sans contact avec l'objet ; c'est donc une méthode appropriée quand les conditions expérimentales n'autorisent pas l'utilisation de capteurs thermométriques classiques.

Pour saisir la relation entre le rayonnement thermique et la température, on définit la puissance totale rayonnée dans un hémisphère par unité de surface de l'émetteur comme l'émittance E_n et la densité spectrale de puissance rayonnée dans un hémisphère par unité de surface de l'émetteur à une longueur d'onde λ .

La loi de Planck donne l'émittance spectrale d'une source ($\text{W}\cdot\text{m}^{-3}\cdot\text{sr}^{-1}$) qui est un corps noir en fonction de la longueur d'onde et de la température absolue T' de cette source comme équation ci-dessous [65, 68, 69]:

$$E_{v,n}(T') = \frac{2\pi h\nu^3}{c^3} \times \frac{h\nu}{\exp\left(\frac{h\nu}{kT'}\right) - 1} \quad (\text{éq. 2})$$

Avec: c , la vitesse de la lumière, $2,99 \times 10^8 \text{ m/s}$; h , constante de Planck, $6,626 \times 10^{-34} \text{ J}\cdot\text{s}$; k , constante de Boltzmann, $1,381 \times 10^{-23} \text{ J}\cdot\text{K}^{-1}$; ν , la fréquence d'onde, Hz.

Dans la bande de longueur d'onde longue, $h\nu \ll kT'$,

$$E_{v,n}(T') = \frac{2\pi}{c^2} \nu^2 kT' \quad (\text{éq. 3})$$

Dans la bande de longueur courte, $h\nu \gg kT'$,

$$E_{v,n}(T') = \frac{2\pi}{c^2} h\nu^3 e^{\frac{h\nu}{kT'}} \quad (\text{éq. 4})$$

Et ensuite, l'émittance spectrale d'une cible réelle peut être calculée comme :

$$E_{\lambda}(T') = \varepsilon(\lambda, T') \times E_{\lambda,n}(T') \quad (\text{éq. 5})$$

Avec $\varepsilon(\lambda, T')$ l'émissivité à la longueur d'onde λ et à la température T' du matériau constituant la cible.

En conséquence, la température peut être évaluée à partir des équations mentionnées ci-dessus. Selon la loi du rayonnement, avec l'émissivité du matériau, on connaît les caractéristiques de rayonnement infrarouge de la cible sachant que de nombreux facteurs peuvent influencer l'émissivité de cette cible: le type de matériau, sa rugosité, sa structure chimique de surface et son épaisseur.

L'utilisation d'un pyromètre permet des mesures de température jusqu'à 5000 °C, à des distances importantes et sur des zones bien localisées. Il peut être utilisé dans un environnement très agressif.

Deux types de pyrométrie optique existent: le pyromètre monochromatique et le pyromètre bi-chromatique. Pour le premier type, pyromètre monochromatique, également appelé pyromètre spectral, il mesure l'énergie radiative à une longueur d'onde (en réalité une bande spectrale plus ou moins étroite). Il nécessite la connaissance de l'émissivité du matériau. Pour le deuxième type, pyromètre bi-chromatique, il travaille à deux longueurs d'ondes et s'affranchit de la connaissance de l'émissivité. La température mesurée est proportionnelle à l'émittance de deux bandes déterminées à deux longueurs d'onde différentes. Le choix d'un capteur de température doit se faire en fonction du type d'application, en tenant compte des conditions ambiantes, des plages de température et de la précision de mesure souhaitée. L'état de surface peut modifier l'émissivité et donc la précision de la mesure. Cela est aussi vrai pour tous les obstacles présents sur le trajet optique. Une manière de s'affranchir en partie de ces inconvénients est de mesurer la température simultanément à deux longueurs d'ondes et d'en extraire le rapport d'intensité d'où la préférence donnée au pyromètre bi-chromatique pour la mesure des températures des particules en vol. Pendant la mesure, le dispositif surveille les particules en vol qui traversent la volume de mesure avec deux ondes

différentes, ainsi que l'énergie de particule est calculée à deux longueurs d'onde différentes.

1.3.1.3 Produits commerciaux de diagnostic des particules en vol adaptés aux procédés de projection

Depuis environ une trentaine d'années, plusieurs équipes de recherche se sont focalisées sur l'étude des techniques de diagnostic des particules en vol [7, 15, 29, 39]. A ce jour, il existe des produits basés sur l'utilisation de caméra CCD et ceux basés sur la pyrométrie. On recense :

- ✧ Plumespector (TECNAR) permet la mesure de la plume de projection (intensité, position, géométrie) par caméra CCD [70].
- ✧ STRATONICS permet de mesurer la température des particules entre 1000K°C et 2700°C en utilisant une caméra CCD et un pyromètre deux couleurs [71].
- ✧ Accuraspray (TECNAR) permet des mesures globales de vitesse, température, flux et intensité du jet des particules par pyrométrie bi-couleur lorsqu'elles ont une température supérieure à 900°C [70, 72].
- ✧ IPP (In-flight Particle Pyrometer) permet de mesurer la température des particules en vol dans un volume en forme de colonne (ø5mm×50mm). Ses valeurs sont de type statistique [73].
- ✧ DPV 2000 (TECNAR) permet d'obtenir la vitesse des particules (par mesure le temps de vol), et leur température (par pyrométrie bi-chromatique) et d'évaluer leur diamètre (à partir de l'émission thermique des particules). Grâce à l'usage d'une caméra CCD, le DPV peut aussi détecter la position des particules [6, 15, 26, 29, 50, 61]. Des mesures individuelles et statistiques peuvent être obtenues [74].
- ✧ Spray-Watch (OSEIR) permet de mesurer la température ($T > 1300^{\circ}\text{C}$) et la vitesse des particules en vol en utilisant une caméra CCD et un pyromètre

bi-couleur. La vitesse est évaluée à partir des longueurs des traces laissées par les particules en mouvement pendant une exposition [75].

- ✧ SDC (Spray Deposit Control) permet de calculer la vitesse à partir des traces laissées par des particules en vol pendant une exposition de caméra CCD, et de mesurer la température du substrat et du dépôt en construction en utilisant un pyromètre. Ce système peut fournir la distribution du flux de chaleur associé aux particules chaudes en vol, et déduire les contraintes thermiques et de trempe (préchauffage, refroidissement et pendant la projection) [76].

1.3.1.4 Choix du produit commercial de diagnostic utilisé pour noter étude

Le choix de la méthode de diagnostic des particules chaudes en vol dépend de l'information recherchée. Un comparatif des produits commerciaux est présenté dans le tableau 1.2.

Tab. 1.2 Caractéristiques des méthodes de mesure de la température

	plumespector	STRATONICS	accuraspray	DPV	Spray-Watch
temp. (°C)	-	1200 à 2700	> 900	1000 à 4000	1000 à 4000
vitesse (m/s)	-	10 à 900	5 à 1200	10 à 1500	1 à 2000
taille (µm)	-	-	-	10 à 300	-
position	-	-	-	oui	-
précision (%)	-	1	0,5	1	1
flux	oui	-	oui	-	-
nombre	-	3000	-	4000	
fréquence		30	10000	rapide	rapide
plume	oui	-	oui	-	-
substrat	oui	-	oui	-	-
principe*	A	A	B	C	A

* A : CCD ; B : pyromètre ; C : CCD et pyromètre ;

Le DPV 2000 a été choisi car c'est le système qui permet d'obtenir des résultats les plus complets pour répondre aux besoins de la problématique de l'étude.

Le principe de DPV 2000 est illustré sur la figure 1.11. La tête du détecteur est placée horizontalement par rapport à l'axe du jet de plasma. Sa position peut être modifiée grâce à un moteur pas à pas qui permet son déplacement. Lorsque la particule traverse la zone de mesure, le signal de l'impulsion est détecté par le module de détection. Puis ce signal est traité et peut-être affiché sur le module du contrôle relié au détecteur par fibre optique. La lumière transmise à travers la matrice linéaire est focalisée sur un réseau linéaire CCD afin d'obtenir les profils d'intensité lumineuse du panache du jet. La lumière est aussi transmise via la présence d'une fibre centrale, celle-ci passe à un travers miroir dichroïque puis à travers les filtres interférentiels passe-bande. Le signal est ensuite reproduit sur deux photos détectrices, il est amplifié et filtré.

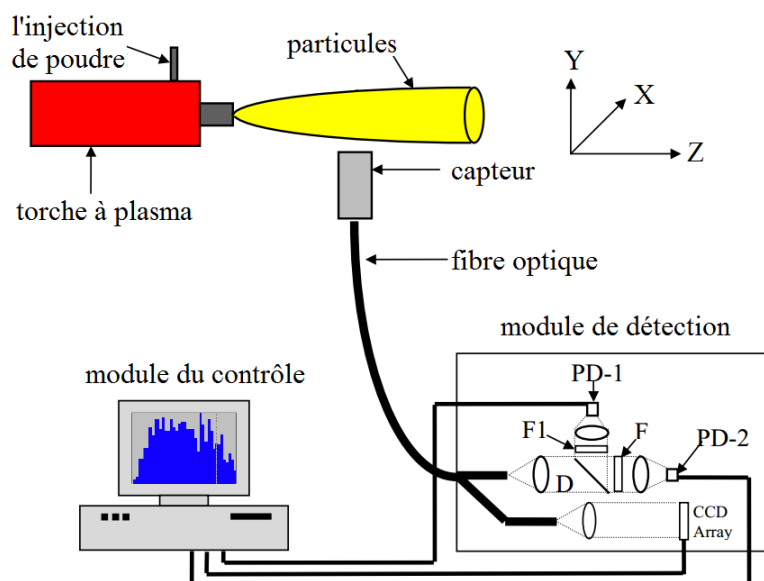


Figure 1.11 Principe de fonctionnement DPV 2000

Les signaux provenant de la caméra CCD et des photo-détecteurs sont transmis au module du contrôle pour être numérisés et analysés par le logiciel. Le module de contrôle se compose d'un système compatible PC équipé avec une carte d'acquisition qui possède une vitesse de numérisation rapide.

1.3.2 Préparation du substrat

L'état du substrat est aussi un facteur à contrôler pendant la projection plasma car il peut influencer les caractéristiques du dépôt et son adhérence [4, 6, 9, 29, 47]. L'état de la surface du substrat est connu initialement par analyse préalable à la projection. Sa température est déterminée en ligne par thermocouple ou caméra thermique.

Les surfaces des substrats sont préparées avant d'être revêtues afin d'augmenter au mieux l'adhérence des couches. Cette préparation se compose de deux étapes : une étape de rinçage pour dissoudre les graisses, les encrassements adsorbés en surface, suivie d'une étape de sablage pour générer une micro-géométrie propice à l'augmentation de l'adhérence du dépôt. L'opération de rinçage est conduite en immergeant durant une dizaine de minutes les échantillons dans des vapeurs d'acétone CH_3COCH_3 . Et les échantillons sont séchés par air comprimé. Le sablage des échantillons est effectué manuellement à l'aide d'une sableuse à pression équipée d'une buse de diamètre interne de 7 mm et dont les paramètres fixes sont les suivants : abrasif corindon blanc ($\alpha\text{-Al}_2\text{O}_3$) 425 - 600 μm , débit massique d'abrasif $1\pm 0,2 \text{ kg}\cdot\text{min}^{-1}$, pression de sablage 6 bars. La distance de sablage est maintenue aux environs de 100 mm et l'angle de sablage à environ 90°.

Dans la cabine de projection plasma, le substrat est fixé sur un support qui permet son refroidissement par air comprimé pendant la projection.

Généralement, un préchauffage du substrat se fait avant la projection pour favoriser l'adhérence et la cohésion du dépôt. Cette température peut être augmentée jusqu'à 400 °C. Elle est contrôlée par thermocouple ou caméra thermique. Une préférence est donnée à l'emploi de la caméra thermique parce qu'elle ne provoque aucun contact. Toutefois, la précision de la mesure dépend de l'émissivité de la surface du substrat et il convient de la mesurer avant par thermocouple. Cette étape constitue le calibrage.

De nombreux développements technologiques ont eu lieu ces dernières années sur la mise au point de capteurs et la science de l'informatique. En associant les

avancées dans ces deux domaines, il peut être envisagé aujourd'hui de réaliser un contrôle efficace de ce procédé par système expert.

1.4 Intelligence artificielle

1.4.1 Introduction

L'informatique est la science du traitement automatique de l'information. Son développement est souvent confondu avec celui des machines, des ordinateurs en fait. De réels progrès ont été apportés sur les capacités de ces ordinateurs qui sont de plus en plus puissants. Cependant, cette augmentation de puissance ne permet pas toujours de résoudre les problèmes liés à une application informatique dans un domaine particulier. Aujourd'hui, le constat que ce n'est peut-être pas tant le matériel mais le logiciel qui souffre de ce manque de puissance est évident.

La construction de logiciels s'appuie sur plusieurs approches. Deux parmi les plus utilisées sont l'approche algorithmique et l'approche basée sur la connaissance.

Une approche algorithmique nécessite l'écriture (avant la transcription dans un quelconque langage de programmation) du processus à suivre pour résoudre le problème. Lorsque le problème est complexe, cela peut être une étape coûteuse voire impossible.

La seconde approche est celle de l'intelligence artificielle (AI). La résolution du problème est confiée à un ensemble de données mesurées. Les domaines d'application sont souvent ceux des sciences dites "exactes" comme l'électronique, la mécanique, la physique, par opposition aux sciences dites "humaines" comme la médecine, la psychologie, la philosophie, où la connaissance est plus empirique. L'Intelligence Artificielle se révèle donc être principalement un moyen commode de stocker de la connaissance sous forme explicite.

La projection plasma s'intègre dans le domaine des sciences dites « exactes ». Cependant, plus 60 de paramètres sont identifiés influençant le résultat final (propriétés du dépôt) [7]. Ces paramètres sont couplés, et ils ont des effets non-linéaires, et ils sont aussi instables dans le temps. Il est en conséquence très

difficile de saisir les relations entre eux. De plus, ces paramètres sont bien souvent aussi difficiles à contrôler manuellement. L'utilisation de l'intelligence artificielle prend donc tout son sens dans le contrôle d'un tel procédé de projection. De nombreux développements sur l'usage de l'Intelligence Artificielle ont été d'ores et déjà réalisés [48, 77, 78]. Le système basé sur l'Intelligence Artificielle peut être utilisé pour prédire les caractéristiques des particules en vol, car il permet de mémoriser les relations entre entrée et sortie. Sa structure se présente sous une forme de réseaux qui se compose d'un nombre important d'unités de neurones. Avec cette structure, l'Intelligence Artificielle simule la pensée humainement.

1.4.2 Réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau.

La conception de réseaux de neurones artificiels est introduite par W. James à 1890, célèbre psychologue américain [79]. Il a introduit le concept de mémoire associative, et proposé ce qui deviendra une loi de fonctionnement pour l'apprentissage sur les réseaux de neurones connue plus tard sous le nom de loi de Hebb [80]. En 1958, F. Rosenblatt développe le modèle du Perceptron [81]. Il construit le premier neuro-ordinateur basé sur ce modèle et l'applique au domaine de la reconnaissance de formes. Notons qu'à cette époque les moyens disponibles sont encore largement limités et c'est une véritable prouesse technologique que de réussir à faire fonctionner correctement cette machine pendant plus de quelques minutes.

Aujourd'hui, les réseaux de neurones artificiels sont de plus en plus employés. En démontre le nombre de participants et de congrès sur ce sujet. Au niveau commercial, plus de 200 compagnies développent des produits basés sur l'utilisation de réseaux de neurones artificiels.

1.4.2.1 Principe des réseaux de neurones artificiels

Le neurone est une cellule composée d'un corps cellulaire et d'un noyau. Le corps cellulaire se ramifie pour former les dendrites. C'est par les dendrites que l'information est acheminée de l'extérieur vers le soma, corps du neurone. L'information traitée par le neurone chemine ensuite le long de l'axone (unique) pour être transmise aux autres neurones. La transmission entre deux neurones n'est pas directe. En fait, il existe un espace intercellulaire de quelques dizaines d'Angströms (10^{-9} m) entre l'axone du neurone afférent et les dendrites du neurone efférent. La jonction entre deux neurones est appelée synapse.

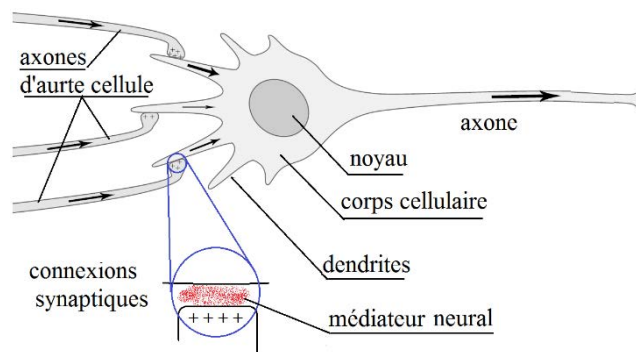


Figure 1.12 Structure d'un neurone

Les réseaux de neurones biologiques réalisent facilement un certain nombre d'applications telles que la reconnaissance de formes (fig. 1.12), le traitement du signal, l'apprentissage, la mémorisation, ou encore la généralisation. Ces applications sont pourtant, malgré tous les efforts déployés en algorithmique et en intelligence artificielle, à la limite des possibilités actuelles. C'est à partir de l'hypothèse que le comportement intelligent émerge de la structure et du comportement des éléments de base du cerveau que les réseaux de neurones artificiels se sont développés. Les réseaux de neurones artificiels sont des modèles, à ce titre ils peuvent être décrits par leurs composants, leurs variables descriptives et les interactions des composants.

Un modèle mathématique peut être réalisé pour simuler le neurone biologique (fig.

1.13). Les poids correspondent aux connexions synaptiques ; la fonction de transfert correspond au corps cellulaire qui traite les signaux d'entrée et produit une réponse ; et l'élément de sortie fonctionne comme l'axone qui permet d'envoyer la réponse à l'unité qui suit.

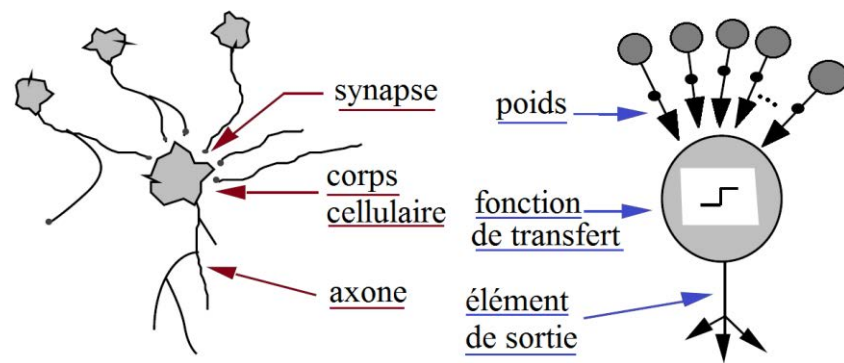


Figure 1.13 Comparaison entre neurone biologique et neurone artificiel

Selon le principe de neurone biologique, le modèle mathématique peut être décrit en utilisant l'équation ci-dessous :

$$R = \sum (w_i \cdot V_i) \quad (\text{éq. 6})$$

Avec R , la somme des entrées du modèle mathématique ; w_i , le poids entre l'unité d'entrée et le noyau mathématique ; V_i , la valeur d'entrée.

La valeur R sera donnée au noyau mathématique pour être traitée par la fonction de Transfert. Différents types de fonction de transfert existent comme par exemple, la fonction à seuil, la fonction à linéaire par saturée, la fonction tangente hyperbolique ou la fonction à sigmoïde (Tab. 1.3). Le choix du type de fonction de transfert dépend des exigences de simulation.

Tab. 1.3 Différents types de fonctions de transfert de RNA

nom	valeur	représentation
seuil	$F(x) = 0$ si $x < 0$ $F(x) = 1$ si $x > 0$	
linéaire	$F(x) = x$	
linéaire saturée	$F(x) = 0$ si $x < 0$ $F(x) = x$ si $0 \leq x \leq 1$ $F(x) = 1$ si $x > 1$	
sigmoïde	$F(x) = (1 + e^{-x})^{-1}$	
tangente hyperbolique	$F(x) = (e^x - e^{-x}) \cdot (e^x + e^{-x})^{-1}$	

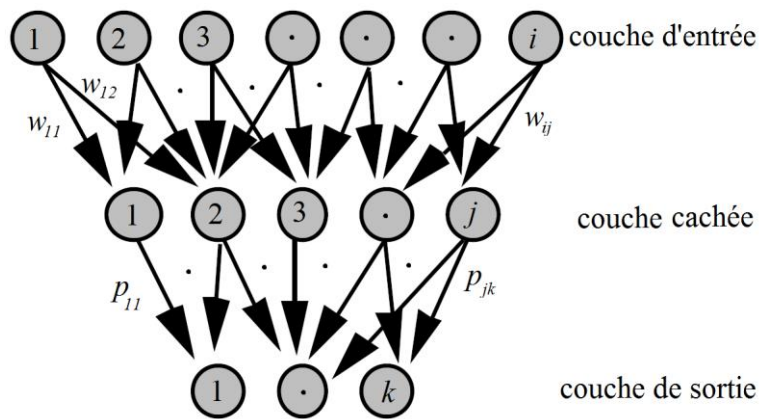


Figure 1.14 Réseau de neurones artificiels

Ensuite, un réseau de neurones artificiels peut être développé avec de nombreux modèles mathématiques comme présenté sur la figure 1.14.

La première couche est définie comme l'entrée d'importation des signaux. La deuxième couche correspond à la couche cachée qui permet de recevoir l'entrée et

de la traiter en utilisant la fonction de transfert. La troisième couche est la couche de sortie qui se compose des unités de sortie du réseau.

A partir de l'équation 7, la sortie des réseaux (S_k) est calculée par :

$$S_k = \sum_1^j F(p_{jk} \cdot f(\sum_1^i (w_{ij} \cdot v_i))) \quad (\text{éq. 7})$$

Avec S_k , la valeur d'unité de sortie; F , la fonction de transfert de la couche de sortie ; f , la fonction de transfert de la couche cachée ; v_i , la valeur d'unité d'entrée ; w_{ij} , le poids entre la couche d'entrée et la couche cachée ; p_{jk} , le poids entre la couche cachée et la couche de sortie ; k , le nombre d'unités de la couche de sortie ; i , le nombre d'unités d'entrée ; j le nombre d'unités cachées.

Le choix du nombre d'unités d'entrée dépend du nombre de paramètres à contrôler pour optimiser le procédé. Le nombre d'unités de sortie est alors déterminé par le nombre de paramètres ou de caractéristiques à optimiser. Le choix du nombre de couches et de neurones est plus compliqué à définir, ils seront détaillés dans le chapitre 2.

1.4.2.2 Entraînement d'un réseau de neurones artificiels

Avant leur emploi, les réseaux de neurones artificiels doivent être bien entraînés pour estimer les paramètres de connexion. L'entraînement est un processus graduel, itératif ou récursif, dans lequel les poids du réseau sont modifiés plusieurs fois selon un but défini avant d'atteindre leurs valeurs finales. Parmi les méthodes d'entraînement d'un réseau, l'algorithme de rétro propagation du gradient (ou BP, Back Propagation en anglais) est le plus souvent utilisé [82-84].

Cet algorithme est une méthode qui permet de calculer le gradient de l'erreur pour chaque neurone d'un réseau, de la dernière couche vers la première. L'algorithme classique de correction des erreurs est basé sur le calcul du gradient grâce à la rétro propagation. La correction des erreurs peut se faire selon d'autres méthodes, en particulier par le calcul de la dérivée seconde. Cette technique consiste à corriger les

erreurs selon l'importance des éléments qui ont justement participé à la réalisation de ces erreurs. Dans le cas des réseaux de neurones, les poids synaptiques qui contribuent à engendrer une erreur importante se verront modifiés de manière plus significative que les poids qui ont engendré une erreur marginale.

L'entraînement de réseaux de neurones artificiels se compose de quatre étapes :

1. Le calcul préalable : Il permet de déterminer tous les poids de connexion établis sur des conditions initiales des valeurs aléatoires. Les valeurs d'unités de sortie sont donc évaluées une première fois. Ensuite, la différence entre les valeurs du premier calcul et les valeurs attendues est estimée et prise en compte dans chaque unité.
2. La rétropropagation - couche de sortie : Dans cette étape, la différence précédemment établie dans l'étape 1 sera divisée dans les unités de la couche de sortie par des fonctions prédéfinies (par exemple, linéaire, sigmoïde). Les fonctions d'entraînement sont différentes des fonctions de transfert. Les dérivations partiales de l'erreur de rétro propagation sur le poids de connexion sont calculées en considérant leurs entrées comme valeurs constantes et les poids comme variables.
3. La rétro propagation - couche cachée : Les erreurs d'unités de sortie sont transmises aux unités cachées par les fonctions définies pour la couche cachée. Les dérivations partiales de rétro propagation des unités de la couche sortie sont évaluées sur les poids de connexions entre la couche cachée et la couche de sortie. Comme pour la deuxième étape, les valeurs entrées de la couche d'entrée sont traitées comme valeurs constantes ; les résultats des dérivations partiales sont fonction des poids de toutes les connexions des unités de la couche sortie à l'unité cachée.
4. La mise à jour des poids : Lorsque toutes les dérivations partiales de rétro propagation sont bien calculées les poids de connexion seront mise à jour en

une direction de gradient négative. Une valeur constante est définie comme la longueur du pas de correction. Les nouveaux poids de connexion sont ainsi évalués et un nouveau calcul sera lancé jusqu'à l'obtention des valeurs finales des unités de sortie qui sont approuvées par l'attendu du calcul [85-88].

1.4.2.3 Applications des réseaux de neurones artificiels à projection thermique

Les réseaux de neurones artificiels sont développés dans plusieurs domaines d'application aussi variés que la médecine, les finances ou les produits de consommation. Ils sont appliqués maintenant au cas de la projection thermique.

Pour cette dernière application, les réseaux de neurones artificiels sont utilisés pour prédire les propriétés du dépôt, les caractéristiques des particules en vol, et les modifications des paramètres opératoires [82, 83, 89-91]. S. Guessasma a développé un système expert pour contrôler le procédé APS. Dans son travail, la comparaison entre les prédictions et les résultats expérimentaux a démontré la faisabilité de l'application des réseaux de neurones artificiels au domaine de la projection plasma [59, 92, 93]. A.F. Kanta a continué au cours de sa thèse l'application des réseaux à cette discipline. Dans son étude, un modèle combinant des réseaux de neurones artificiels et la logique floue a été testé pour optimiser le procédé APS [78, 94]. L. Wang a essayé de prédire la porosité et la dureté du dépôt avec les réseaux de neurones artificiels [82]. C.K Tan [84] et I. Taymz [95] ont appliqué des réseaux de neurones artificiels pour prédire la performance thermique.

Néanmoins, les réseaux de neurones artificiels ont besoin d'une base de données conséquente pour servir d'exemples dans la phase « apprentissage ». Ces données doivent être d'autant plus nombreuses que le problème est complexe et que sa topologie est peu structurée.

1.4.3 La logique floue

1.4.3.1 Introduction

La logique floue est une extension de la logique booléenne créée par Lotfi Zadeh (Professeur à l'université de Berkeley) en 1965 en basant sur sa théorie mathématique des ensembles flous dans son livre « Fuzzy Set Theory », qui est une généralisation de la théorie des ensembles classiques [96]. La théorie mathématique des sous-ensembles flous définit de nombreuses sources d'opérations et des fonctions d'appartenance qui rendent ces conceptions utilisables. Les opérations dans les sous-ensembles définis se présentent sous la forme de degrés qui correspondent à l'intensité d'une variable, par exemple, température élevée ou faible, vitesse importante ou petite [97]. La logique floue confère ainsi une flexibilité très appréciable aux raisonnements qui l'utilisent, ce qui rend possible la prise en compte des imprécisions et des incertitudes.

Et la logique floue permet la modélisation des imperfections des données et se rapproche dans une certaine mesure de la flexibilité du raisonnement humain. Un des intérêts de la logique floue pour formaliser le raisonnement humain est que les règles sont énoncées en langage naturel [98]. Depuis son développement jusqu'à ce jour, on note de nombreux ustensiles et appareils électroménagers qui utilisent cette méthode et même le fameux métro de Sendai en est dépendant.

1.4.3.2 Principe de la logique floue

Un modèle de la logique floue se compose de l'entrée, la sortie, un module de fuzzification, un ensemble des règles floues, un module d'inférence et la défuzzification (fig. 1.15).

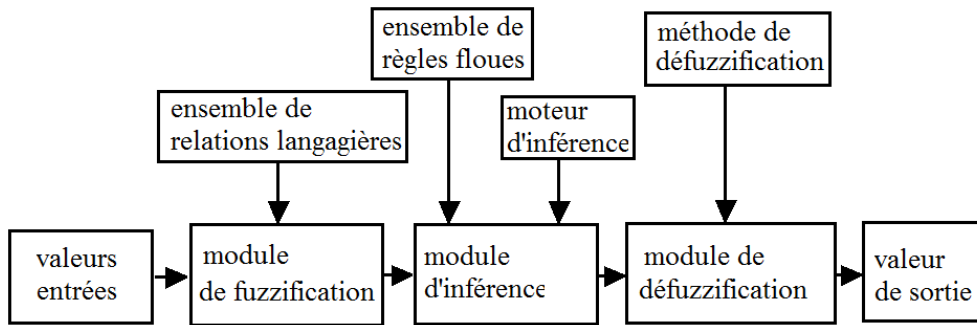


Figure 1.15 Schéma d'un contrôle de la logique floue

Le module de fuzzification permet de transférer les variables de la forme mathématique à la forme langagière et le module de défuzzification permet la transformation inverse. Généralement, l'entrée de la logique floue est une valeur exacte. Sur la base de cette valeur, le module de fuzzification va la comparer avec son ensemble de relations langagières, et trouver une classe langagière qui correspond au mieux à son niveau. A l'inverse, le module de défuzzification va calculer la valeur exacte de sa classe langagière donnée par le moteur d'inférence.

Quatre types de fonctions classiquement employées sont affichés sur la figure 1.16. Le type (a) à seuil, le type (b) à triangle, le type (c) à linéaire saturée et le type (d) à courbe gaussienne. Parmi ces types, le seuil est la fonction la moins sensible. La fonction linéaire saturée peut former un trapèze qui a une sensibilité et une stabilité du même ordre que la fonction triangle. Le choix du type de fonction est empirique, mais le type à triangle et le type à courbe gaussienne sont les plus répandus.

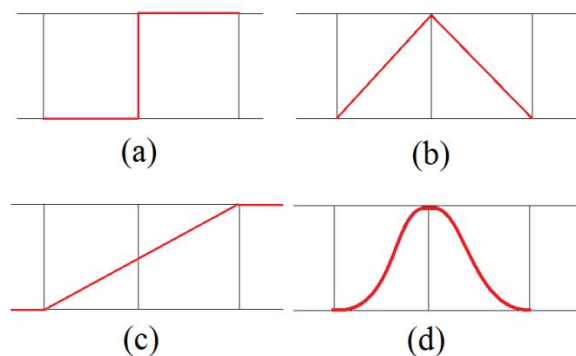


Figure 1.16 Types de fonction de fuzzification de la logique floue : (a) à seuil, (b) à triangle, (c) à linéaire saturé et (d) à courbe gaussien

Deux facteurs sont obligatoires dans le module d'inférence : les règles floues et le moteur d'inférence. L'ensemble des règles floues inclut toutes les règles floues prédéfinies selon la condition du contrôle en forme langagière, comme l'exemple donné ci-dessous :

- (1) « IF ...IS ..., THEN ... IS ...°»
- (2) « IF ...IS ... OR ... IS ..., THEN ... IS ... »
- (3) « IF ...IS ... AND ... IS ..., THEN ... IS ... AND ... IS ...»
- (4) « IF ...IS ... AND ... IS ... AND ... IS ..., THEN ... IS ... AND ... IS ... AND ... IS ...»

La première règle langagière est la plus simple et sert de base aux autres. Le nombre de conditions dépend du nombre de variables à contrôler, et le nombre total de règles floues sera très grand s'il y a beaucoup de conditions. Dans cette situation, une solution est de diffuser les conditions à deux ou plus de modules du contrôle de la logique floue, mais un critère important reste le temps de réponse.

Le moteur d'inférence s'agit comme la méthode d'inférence qui calcule la sortie selon toutes les règles mentionnées dans la zone où le point de valeur se présente. Dans la logique floue, les opérations d'intersection, d'union et de complément sont définies afin de faire évoluer le résultat entre des règles floues mentionnées (fig. 1.17). Dans cette figure, il y a deux zones avec un fond blanc, **A** et **B**. Les trois opérations peuvent être représentées ci-dessous :

L'intersection permet l'opération « AND » : $U = A \cap B$;

Le complément permet l'opération comme $U = A - B$;

L'union permet l'opération « OR » : $U = A \cup B$.

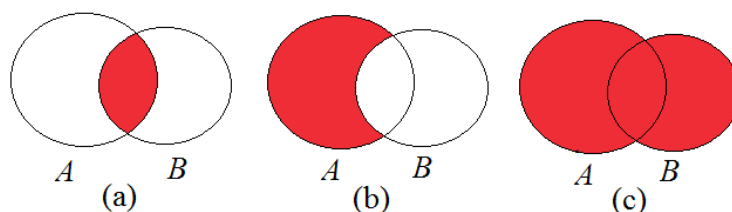
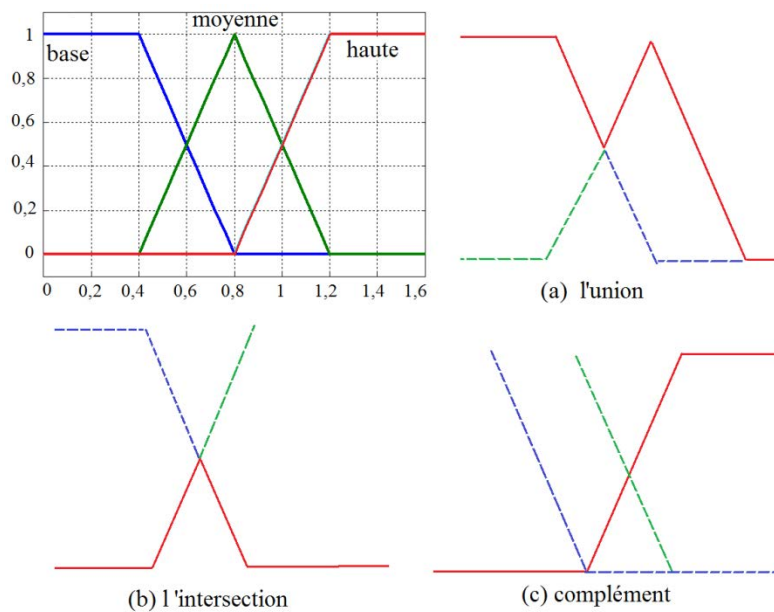


Figure 1.17 Opération entre les ensembles **A** et **B**

Si on prend l'exemple d'un contrôle de la température, l'opération d'inférence de règles floues est conduite sur trois degrés : bas, moyen et haut. Combinant les figures 1.17 et figure 1.18, la courbe rouge (a) sur la figure 1.18 correspond à l'opération d'union ; la courbe rouge (b) correspond à l'opération d'intersection et la courbe rouge (c) correspond à l'opération de complément.



Avec les résultats d'inférence, le module de défuzzification va alors évaluer la valeur exacte. Généralement, deux méthodes sont utilisées pour la défuzzification : une méthode du centre de gravité (COG) qui calcule la valeur exacte de l'abscisse du centre de gravité de la surface sous la courbe de résultat (fig. 1.19 (a)), et une méthode moyenne des maxima (MM) qui permet de calculer la valeur exacte de la moyenne des valeurs de sorties les plus vraisemblables (fig. 1.19 (b)). La différence entre les deux méthodes est affichée ci, la valeur de la méthode COG est d'environ 3.6, mais la valeur de la méthode MM est d'environ 1.95.

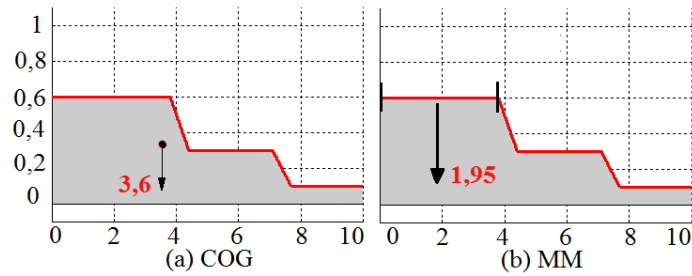


Figure 1.19 Méthodes de défuzzification

1.4.3.3 Limites de la logique floue

Il est possible de décrire les règles sous une forme proche du langage expert (tiède, chaude, abaissée légèrement, etc.) mais il est nécessaire de passer par une phase de correspondance entre cette terminologie et des valeurs numériques pour correspondre aux valeurs des capteurs. Les actions générées peuvent être plus progressives que des échelons liés à des seuils fixes :

- Le système possède une moindre sensibilité aux seuils ;
- La présentation des actions sous forme de tables permet d'assurer une cohérence visuelle entre les différentes actions ;
- La combinaison des actions de plusieurs règles actives permet de prendre en compte des non linéarités de comportement par la mise en place d'actions pouvant être non linéaires.

1.5 Construction d'un émulateur

1.5.1 Introduction

Un émulateur est un modèle produit par l'identification du système qui permet de simuler la caractéristique dynamique entre l'entrée et la réponse du système. L'émulateur permet de donner la même réponse que le système qui a été entraîné, en partant de la même condition d'entrée.

Dans le domaine de l'ingénierie, la modélisation du système est une étape fondamentale dans une période de développement d'une technologie [99]. A ce jour, la modélisation est basée sur la mesure des caractéristiques du système qui inclut de nombreuses informations du système [100], par exemple, les paramètres opératoires et les caractéristiques des particules en vol pour la projection plasma.

Pour identifier un système, un modèle doit être défini ou choisi en base de mesure [101]. Le modèle provient de l'évolution mathématique, mais dans certains cas, les modèles peuvent être tirés de raisonnements physiques, en quantifiant la relation entre les variables du système. Cependant, il n'y a pas assez de modèles qui permettent de décrire un nouveau modèle plus complexe. En effet, un modèle de système doit être inféré à partir d'expériences effectuées sur le système [102-104]. Et ce processus correspond à l'identification du système.

Le premier travail dans l'identification du système a été réalisé par les statistiques et les communautés des séries chronologiques. En 1960, Kalman a présenté un algorithme de l'état-espace qui a permis de résoudre le problème de filtre et de contrôle [105]. Ce succès a en outre lancé le développement de l'identification du système sur la base du développement de la technologie de l'information, par exemple, la régression, la corrélation, les moindres carrés, Ensuite, Ho et Kalman [106], Aström et Bohlin [107] ont indiqué dans leurs travaux la méthode et la direction à suivre pour développer l'identification du système.

Aujourd'hui, l'identification permet d'appliquer ou d'observer des signaux de perturbation à l'entrée d'un système et d'analyser la sortie avec l'objectif d'obtenir un modèle purement mathématique. Les différents paramètres du modèle ne correspondent en fait à aucune réalité physique dans ce cas. L'identification peut se faire soit dans le temps (espace temporel) ou en fréquence (espace de Laplace). Éviter les modèles purement théoriques à partir des équations physiques, qui sont longues à obtenir et souvent trop complexes pour le temps de développement donné, est donc possible avec cette technique.

1.5.2 Principe d'un émulateur

Le principe de l'identification d'un système est d'entraîner un modèle mathématique à partir d'observations ou des mesures. Le modèle doit permettre de calculer la sortie du système y à n'importe quel instant t si les conditions initiales du système sont connues. Et les valeurs des entrées aux instants présent et précédent peuvent

être décrites comme $u(t)$, $u(t-1)$, ..., et des valeurs précédentes de la sortie peuvent aussi être présentées comme $y(t-1)$, $y(t-2)$, ..., dans le cas d'un modèle régressif. Pour choisir un modèle qui est applicable à ce système, il faut connaître l'information de base du système.

Dans le cadre de ce travail, un modèle nommé NLARX (Non Linéaire Auto Régressif Externe) sera employé. Le modèle NLARX est basé sur le modèle ARX qui est linéaire. Avec l'utilisation du modèle ARX, la sortie $y(t)$ peut être décrite comme :

$$y(t) = B \cdot [u(t-k), u(t-1-k), \dots]^T + A \cdot [y(t-1), y(t-2), \dots]^T + A \cdot [\zeta(t), \zeta(t-1), \dots] \quad (\text{éq. 8})$$

Où $\zeta(t)$, le bruit ; T , le temps d'échantillonnage ; k , le retard ; A et B les coefficients de régression de sortie et d'entrée respectivement.

En réécrivant l'équation 8 et en considérant que la sortie $y(t)$ est la somme des sorties précédentes et des entrées actuelle et précédentes, on obtient :

$$y_p(t) = [-a_1, -a_2, \dots, -a_{na}, b_1, b_2, \dots, b_{nb}] \cdot [y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-na), u(t), u(t-1), \dots, u(t-nb-1)]^T \quad (\text{éq.9})$$

Avec $y(t-1)$, $y(t-2)$, ..., $y(t-na)$, $u(t)$, $u(t-1)$, ..., $u(t-nb-1)$ sont l'entrée et les sorties précédentes.

Une fonction (F) non linéaire est implémentée dans l'équation 8 pour obtenir la sortie de NLARX :

$$y_p(t) = F(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-na), u(t), u(t-1), \dots) \quad (\text{éq.10})$$

Le type de fonction F peut être donné par une fonction d'un réseau d'ondelettes, une fonction d'un réseau sigmoïde, ou une fonction de la partition. Le choix du type de fonction est fait de façon empirique. La fonction d'un réseau d'ondelettes est une combinaison de la théorie des ondelettes et des réseaux de neurones : la théorie des ondelettes permet de simuler un signal en forme d'onde en utilisant une onde fondamentale ; la théorie des réseaux de neurones permettent de régresser avant-retour pour diminuer l'erreur de prédiction [108-110]. Dans l'application de projection plasma, une fonction d'un réseau d'ondelettes sera utilisée.

1.5.3 Limitations de l'émulateur

Depuis une cinquantaine d'années maintenant, l'identification d'un système est développée comme un outil opérationnel important dans l'industrie, dans le domaine de la haute technologie en particulier. Mais la méthode de l'identification du système est bâtie sur la base d'un rapprochement qui impose l'existence d'une l'erreur.

Pour identifier un système, il faut choisir un modèle adapté à la situation. Dans certains cas cependant, l'information du système est très compliqué et difficile à saisir. Donc la seule méthode est de trouver le meilleur modèle parmi des modèles existant nécessitant des coûts relatifs à l'identification importants.

Les données mesurées doivent être traitées avant d'être intégrées au modèle et quand le modèle bien entraîné, il peut alors être utilisé en ligne pour le contrôle.

1.6 Conclusions

La projection par torche plasma APS est une technologie bien implantée dans l'industrie et en laboratoires, réussissant à élaborer des revêtements de bonne qualité à coût intéressant. Néanmoins, cette technologie pâtit des incidences des instabilités du procédé sur la qualité du produit obtenu et souffre d'un manque de compréhension des relations entre les paramètres opératoires et les caractéristiques des particules en vol parce que non linéaires et interdépendantes. Pour rappel, pendant la projection APS, le phénomène d'instabilité du pied d'arc, d'érosion des électrodes, d'instabilité des paramètres opératoires ne peuvent pas être complètement éliminés. Il est encore aujourd'hui difficile de mesurer et de bien contrôler les paramètres opératoires de ce procédé.

Compte tenu des progrès réalisés sur les moyens de diagnostic qui peuvent être utilisés aujourd'hui en milieu hostile (comme dans le cas de la projection APS), un contrôle efficace de ce procédé en boucle fermée peut être envisagé et requiert le développement d'un système expert qui se compose des réseaux de neurones

artificiels et la logique floue. Les réseaux de neurones artificiels sont développés dans plusieurs domaines d'application et aussi maintenant au cas de la projection thermique. La logique floue quant à elle est une extension de la logique booléenne basée sur la théorie mathématique des ensembles flous.

Nous nous sommes intéressés dans ce travail à bâtir le modèle de contrôle en ligne du procédé de projection basé sur des éléments d'Intelligence Artificielle et à construire un émulateur qui reproduise aussi fidèlement que possible le comportement dynamique du procédé de manière à tester nos développements. C'est ce que nous allons présenter dans la suite de ce mémoire.

Références du chapitre 1

1. E. Pfender, Fundamental studies associated with the plasma spray process. *Surface and Coatings Technology*, 1988. **34**(1): p. 1-14.
2. R. Spores, E. Pfender, Flow structure of a turbulent thermal plasma jet. *Surface and Coatings Technology*, 1989. **37**(3): p. 251-270.
3. A. Proner, Revêtements par projection thermique. *Techniques de l'ingénieur*, 1999. **MD**(M1645): p. 1-20.
4. P. Fauchais, A. Vardelle, Heat, mass and momentum transfer in coating formation by plasma spraying. *International Journal of Thermal Sciences*, 2000. **39**(9-11): p. 852-870.
5. L. Pawlowski, The science and engineering of thermal spray coatings 1994, N.Y., USA: John Wiley and Sons.
6. P. Fauchais, Understanding plasma spraying. *Journal of Physics D: Applied Physics*, 2004. **37**(9): p. R86-R108.
7. P. Fauchais, A. Vardelle, and B. Dussoubs, Quo Vadis Thermal Spraying. *J. Thermal Spray Technology*, 2001. **10**(1): p. 44-66.
8. B. Normand, V. Fervel, C. Coddet, V. Nikitine, Tribological Properties of Plasma Sprayed Alumina-Titania Coatings: Role and Control of the Microstructure. *Surface and Coatings Technology*, 2000. **123**(2-3): p. 278-287.
9. A. Proner, *Revêtements par projection thermique*, 1999, Techniques de l'ingénieur, MD. p. 1-20.
10. Z. Duan, J. Heberlein, Arc Instabilities in a Plasma Spray Torch. *J. Thermal Spray Technology*, 2002. **11**(1): p. 44-51.
11. K.C. Hsu, E. Pfender, Analysis of the cathode region of a free-burning high intensity argon arc. *Journal of Applied Physics*, 1983. **54**(3): p. 3818-3824.
12. M.I. Boulos, P. Fauchais, A. Vardelle, and E. Pfender. Fundamentals of plasma particle momentum and heat transfer. in *plasma spraying: Theory and applications*. 1993. Singapore: World Scientific. p. 3-60.
13. G. Shanmugavelayutham, V. Selvarajan, P.V.A. Padmanabhan, et al, Effect of powder loading on the excitation temperature of a plasma jet in DC thermal plasma spray torch. *Current Applied Physics*, 2007. **7**(2): p. 186-192.
14. P. Fauchais, A. Vardelle, A. Denoirjean, Reactive thermal plasmas: ultrafine particle synthesis and coating deposition. *Surface and Coatings Technology*, 1997. **97**(1-3): p. 66-78.
15. P. Gougeon, C. Moreau, In-Flight Particle Surface Temperature Measurement: Influence of the Plasma Light Scattered by the Particles. *J. Thermal Spray Technology*, 1993. **2**(3): p. 225-234.
16. K. Ramachandran, V. Selvarajan, P.V. Ananthpadmanabhan, K.P. Streekumar, Microstructure, Adhésion microhardness, abrasive wear resistance and electrical resistivity of the plasma sprayed alumina and alumina-titania coatings. *Thin Solid Films*, 1998. **315**(1-2): p. 144-152.

17. M. Doubenskaia, D. Novichenko, A. Sova, et al, Particle-in-flight monitoring in thermal spray processes. *Surface and Coatings Technology*, 2010. **205**(4): p. 1092-1095.
18. S. Guessasma, G. Montavon, C. Coddet, Velocity and temperature distributions of alumina–titania in-flight particles in the atmospheric plasma spray process. *Surface and Coatings Technology*, 2005. **192**(1): p. 70-76.
19. D.E. Crawmer, R.L. Bartoe, J. Kramer, Technical note: Improved universal powder mass flow control for thermal spray applications. *Surface and Coatings Technology*, 1987. **33**: p. 353-365.
20. G. Reisel, R.B Heimann, Correlation between surface roughness of plasma-sprayed chromium oxide coatings and powder grain size distribution: a fractal approach. *Surface and Coatings Technology*, 2004. **185**(2-3): p. 215-221.
21. F.L. Trifa, G. Montavon, C. Coddet, On the relationships between the geometric processing parameters of APS and the Al₂O₃–TiO₂ deposit shapes. *Surface and Coatings Technology*, 2005. **195**(1): p. 54-69.
22. S. Yugeswaran, Akira Kobayashi, B. Selvan, et al, In-flight behavior of lanthanum zirconate (La₂Zr₂O₇) particles in gas tunnel type plasma jet and its coating properties. *Vacuum*, 2013. **88**: p. 139-143.
23. J.S. Baik, Y.J. Kim, Effect of nozzle shape on the performance of high velocity oxygen-fuel thermal spray system. *Surface and Coatings Technology*, 2008. **202**(22-23): p. 5457-5462.
24. K. Pougatch, M. Salcudean, J. McMillan, Influence of conical nozzle attachments on horizontal spray dispersion in a fluidized bed. *Chemical Engineering Research and Design*, 2012. **90**(10): p. 1506-1516.
25. y. Chen, W. Liang, Y. Liu, et al, Numerical analysis of the effect of arc spray gun configuration parameters on the external gas flow. *Journal of Materials Processing Technology*, 2009. **209**(18-19): p. 5924-5931.
26. Y. Liu, M. Tanaka, S. Choi and T. Watanabe, In-Flight Particle Measurement of Alkali-Free Glass Raw Materials in 12-Phase AC Arc Plasma. *J. Thermal Spray Technology*, 2012. **21**(5): p. 863-872.
27. S. Kumar, H. Na, V. Selvarajan, et al, Influence of metal powder shape on drag coefficient in a spray jet. *Current Applied Physics*, 2009. **9**(3): p. 678-682.
28. Y. Bao, T. Zhang, D.T. Gawne, et al, Quantitative model for the viscous flow and composition of two-phase silicon nitride-based particles in plasma-spray deposition. *Journal of the European Ceramic Society*, 2009. **29**(8): p. 1521-1528.
29. P. Fauchais, G. Montavon, M. Vardelle, et al, Developments in direct current plasma spraying. *Surface and Coatings Technology*, 2006. **201**(5): p. 1908-921.
30. Y. Zhu, H. Liao, C. Coddet, Transient thermal analysis and coating formation simulation of thermal spray process by finite difference method. *Surface and Coatings Technology*, 2006. **200**(16-17): p. 4665-4673.
31. A. McDonald, C. Moreau, S. Chandra, Thermal Contact Resistance Between Plasma-sprayed Particles and Flat Surfaces. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2007. **50**(9-10): p. 1737-1749.

32. L.J. Huang, P.S. Ayyaswamy, Heat and mass transfer associated with a spray drop experiencing condensation: a fully transient analysis. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 1987. **30**(5): p. 881-891.
33. G.V. Dedkov, Q.Q. Kyasov, Radiative heat exchange of spherical particles with metal and insulator plates. *Surface Science*, 2011. **605**(3-4): p. 429-434.
34. A. Narayanaswamy, S. Shen, G. Chen, Near-field radiative heat transfer between a sphere and a substrate. *Phys Review B*, 2008. **78**(11): p. 17-20.
35. C. Brunet, S. Dallaire, The importance of particle size distribution on the plasma spraying of TiC. *Surface and Coatings Technology*, 1987. **31**(1): p. 1-10.
36. P. Fauchais, G. Montavon, Plasma Spraying: From Plasma Generation to Coating Structure. *Advances in Heat Transfer*, 2007. **40**: p. 205-344.
37. J. Mostaghimi, S. Chandra, Heat Transfer in Plasma Spray Coating Processes. *Advances in Heat Transfer*, 2007. **40**: p. 143-204.
38. A. McDonald, M. Lamontagne, C. Moreau, et al, Impact of plasma-sprayed metal particles on hot and cold glass surfaces. *Thin Solid Films*, 2006. **514**(1-2): p. 212-222.
39. P. Fauchais, M. Vardelle, A. Vardelle et al, Plasma spray: study of the coating generation. *Ceramics International*, 1995. **22**(4): p. 295-303.
40. R. McPherson, The relationship between the mechanism of formation, microstructure and properties of plasma-sprayed coatings. *Thin Solid Films*, 1981. **83**(3): p. 297-310.
41. S. Kuroda, T. Dendo, and S. Kitahara, Quenching Stress in Plasma Sprayed Coatings and its Correlation with the Deposit Microstructure. *Thermal Spray Technology*, 1995. **4**(1): p. 75-84.
42. L. Bianchi, A.C. Leger, M. Vardelle et al., Splat formation and cooling of plasma-sprayed zirconia. *Thin Solid Films*, 1996. **305**(1-2): p. 35-47.
43. S. Osawa, T. Itsukaichi, R. Ahmed, Influence of substrate properties on the impact resistance of WC cermet coatings. *Journal of Thermal Spray Technology*, 2005. **14**(4): p. 495-501.
44. G. Rochat, Y. Leterrier, P. Fayet, J.A.E. Manson, Influence of substrate additives on the mechanical properties of ultrathin oxide coatings on poly (ethylene terephthalate). *Surface and Coatings Technology*, 2005. **200**(7): p. 2236-2242.
45. M. Mellali, Influence de la rugosité et de la température de surface du substrat sur l'adhérence et les contraintes résiduelles au sein de dépôts d'alumine projetés par plasma, 1994,
46. S. Brossard, Microstructural Analysis of Thermal Spray Coating by Electron Microscopy, 2010, http://tel.archives-ouvertes.fr/docs/00/49/29/66/PDF/PhD_S_Brossard_2010.pdf
47. M. Pasandideh-Fard, V. Pershin, S. Chandra, et al, Splat shapes in a thermal spray coating process: simulations and experiments. *Journal of Thermal Spray Technology*, 2002. **11**(2): p. 206-217.
48. A.F. KANTA, Développement d'un système expert basé sur l'intelligence artificielle pour la prédiction et le contrôle du procédé de projection plasma, 2007 (thèse).
49. J. Heberlein, Electrode Phenomena in Plasma Torches. *Annals of New York Academy of Science*, 1999. **891**(1): p. 14-27.

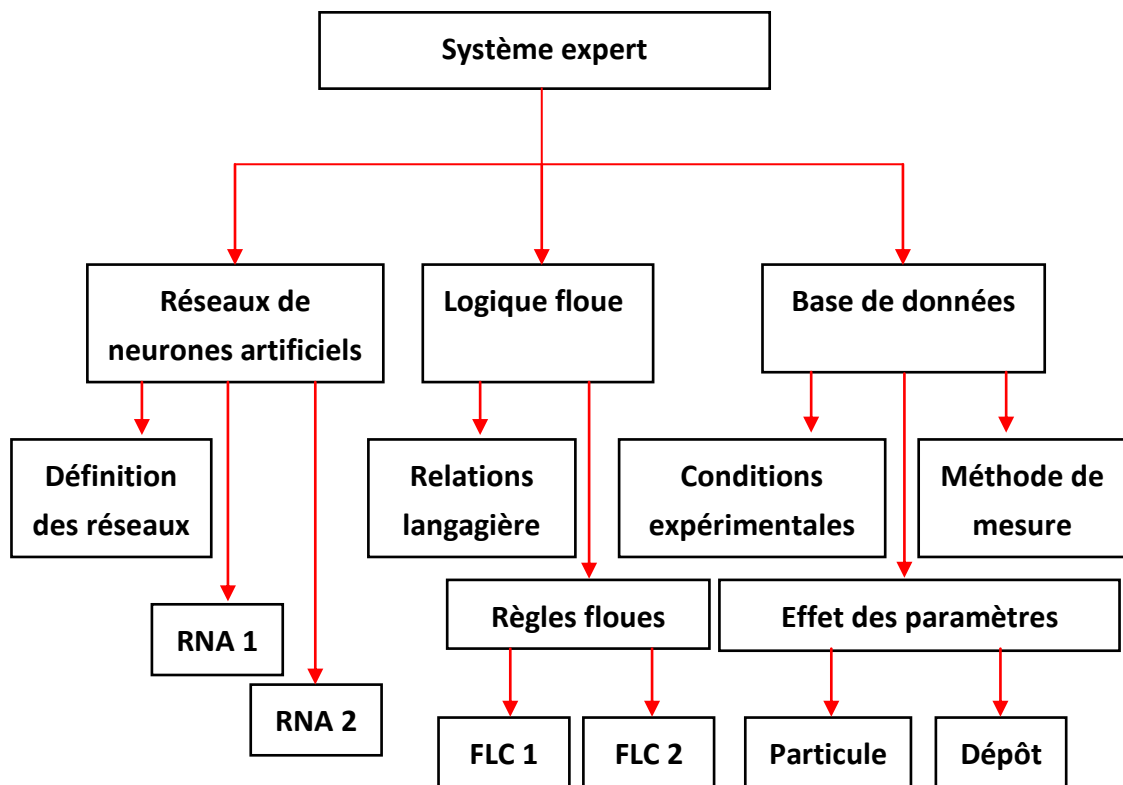
50. Z. Salhi, P. Gougeon, D. Klein, C. Coddet, Influence of Plasma Light Scattered by In-Flight Particle on the Measured Temperature by High Speed Pyrometry. *Infrared Physics Technology*, 2005. **46**(5): p. 394-399.
51. B. Pateyron, M.F. Elchinger, G. Delluc, et al., Thermodynamic and transport properties of Ar-H₂ and Ar-He plasma gases used for spraying at atmospheric pressure. I : Properties of the mixtures. *Plasma Chemistry and Plasma Processing*, 1992. **12**(4): p. 421-448.
52. P. Fauchais, J.F. Coudert, B. Pateyron, la production des plasmas thermiques. *Revue Générale de Thermique*, 1996. **35**(416): p. 543-560.
53. X. Zhou, J. Heberlein, Characterization of the arc cathode attachment by emission spectroscopy and comparison to theoretical predictions. *Plasma Chemistry and Plasma Processing*, 1996. **16**(1): p. 229S-244S.
54. B. Rethfeld, J. Wendelstorf, T. Klein, et al., A self-consistent model for the cathode fall region of an electric arc. *Journal of Physics D-Applied Physics*, 1996. **29**(1): p. 121-128.
55. I.R. Jankov, I.D. Goldman, R.N. Szenté, Ion implantation for plasma torches. *Vacuum*, 2002. **65**(3-4): p. 547-553.
56. I.I. Aksenov, V.V. Vasil'ev, V.E. Strel'nitskij, V.M. Shulaev, D.Yu. Zaleskij, Qrc discharge plasma torch for diamond coating deposition. *Diamond and Related Materials*, 1994. **3**(4-6): p. 525-527.
57. B. Selvan, K. Ramachandran, K.P. Sreekumar, T.K. Thiyagarajan, P.V. Ananthapadmanabhan, Numerical and experimental studies on DC plasma spray torch. *Vacuum*, 2010. **84**(4): p. 444-452.
58. S. Das, V.K. Suri, U. Chandra, et al, One-dimensional mathematical model for selecting plasma spray process parameters. *Journal of Thermal Spray Technology*, 1995. **4**(2): p. 153-162.
59. S. Guessasma, G. Montavon, C. Coddet, Modeling of the APS plasma spray process using artificial neural networks: basis, requirements and an example. *Computational Materials Science*, 2004. **29**(3): p. 315-333.
60. C. Moreau, J.F. Bisson, R.S. Lima, et al, Diagnostics for advanced materials processing by plasma spraying. *Pure and Applied Chemistry*, 2005. **77**(2): p. 443-462.
61. C. Moreau, Advanced Particle Diagnostics for Controlling Plasma Spray Process. in *Sensors and Controls*. 2004. OH, USA: ASM International.
62. Méthodes optiques de mesure de vitesse. 2012; disponible en ligne: http://olivier.sigwarth.free.fr/TpTs1_fichiers/velocimetrie.pdf.
63. Wikipédia. Doppler. Disponible en ligne : http://fr.wikipedia.org/wiki/Effet_Doppler.
64. D. Weigel, T. Beguems, P. Garnier, J.F. Berar, Evolution des tenseurs de dilatation thermique en fonction de la température. I. Loi générale d'évolution de la symétrie du tenseur. *Journal of Solid State Chemistry*, 1978. **23**(3-4): p. 241-251.
65. CIRA, Instrumentation. Mesures de températures. 2007; Disponible en ligne: <http://perso.numericable.fr/cira/pdf/Cours/Instrumentation/temperature.pdf>.
66. A.A.P. De Alwis, K. Halden, P.J. Fryer, Shape and conductivity effects in the ohmic heating of foods. *Chemical Engineering Research and Design*, 1989. **67**(2): p. 159-168.

67. F.D. Rosi, Thermoelectricity and thermoelectric power generation. *Solide-State Electronics*, 1968. **11**(9): p. 833-848.
68. Wikipédia. pyromètre. Disponible en ligne: <http://en.wikipedia.org/wiki/Pyrometer>.
69. LA MESURE DES TEMPÉRATURES.
70. TECNAR. accuraspray. 2012; Disponible en ligne: www.tecnar.com/index.php/accuraspray-q3c.
71. J.E. Craig, R.A. Parker, D.Y. Lee. particle temperature measurements by spectroscopic and two-wavelength streak imaging. in *Thermal Spray: Surface Engineering via Applied Research*. 2000. Montréal, Canada: ASM International. p. 51-56.
72. J.F. Bisson, M. Lamontagne, C. Moreau, et al Ensemble in-flight particle diagnostics under thermal spray conditions. in *Thermal spray 2001: NEw surface for a new millennium*. 2001. Singapore: ASM International. p. 705-714.
73. W.D. Swank, J.R. Fincke, D.C. Haggard. A particle temperature sensor for monitoring and control of the plasma spray process. in *Advances in Thermal Spray Science and Technology*. 1995. Houston, USA: ASM International. p. 111-116.
74. TECNAR. DPV. 2012; Disponible en ligne: www.tecnar.com/index.php/dpv-evolution.
75. J. Vuttulainen, E. Hämäläinen, R. Hernberg, et al, Novel method for in-flight particle temperature and velocity measurements in plasma spray using a single CCD camera. *Journal of Thermal Spray Technology*, 2001. **10**(1): p. 94-104.
76. T. Renault, M. Vardelle, P. Fauchais, et al. On-line monitoring (SDC) through coating surface temperature of residual stresses in APS WCCo17% coating on Hastelloy X. in *Thermal Spray 2001: New Surfaces for a New Millennium*. 2001. Singapore: ASM International. p. 743-750.
77. A.F. Kanta, G. Montavon, M.P. Planche, et al, In-flight particle characteristics control by implementing a fuzzy logic controller. *Surface and Coatings Technology*, 2008. **202**(18): p. 4479-4482.
78. A.F. Kanta, G. Montavon, M.P. Planche, et al, Artificial neural networks implementation in plasma spray process: Prediction of power parameters and in-flight particle characteristics vs. desired coating structural attributes. *Surface and Coatings Technology*, 2009. **203**(22): p. 3361-3369.
79. W. James, The principles of Psychology. Vol. 2. 1980, New York: Henry Holt.
80. D.O. Hebb, The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory. New Ed. ed2012, Mahwah, USA: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
81. F. Rosenblat, The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychol Rev.*, 1958. **65**(6): p. 386-408.
82. L. Wang, J.C Fang, Z.Y. Zhao, et al, Application of backward propagation network for forecasting hardness and porosity of coatings by plasma spraying. *Surface and Coatings Technology*, 2006. **201**(9-11): p. 5085-5089.
83. R. Hamzaoui, M. Cherigui, S. Guessasma, et al, Artificial neural network methodology: Application to predict magnetic properties of nanocrystalline alloys. *Materials Science and Engineering B*, 2009. **163**(1): p. 17-21.

84. C.K. Tan, J. Ward, S.J. Wilcox, et al, Artificial neural network modelling of the thermal performance of a compact heat exchanger. *Applied Thermal Engineering*, 2009. **29**(17-18): p. 3609-3617.
85. H.M. Lee, C.M. Chen, T.C. Huang, Learning efficiency improvement of back-propagation algorithm by error saturation prevention method. *Neurocomputing*, 2001. **41**(1-4): p. 125-143.
86. T. Samad, Back propagation with expected source values. *Neural networks*, 1991. **4**(5): p. 615-618.
87. B.K. Humpert, Improving back propagation with a new error function. *Neural networks*, 1994. **7**(8): p. 1191-1192.
88. Y. Bengio, R.D. Mori, M. Gori, Learning the dynamic natures of speech with back propagation for sequences. *Pattern Recognition letters*, 1992. **13**(5): p. 375-385.
89. S. Guessasma, M. Bounazef, P. Nardin, Neural computation analysis of alumina-titania wear resistance coating. *International Journal of HRefractory Metal & Hard Materials*, 2006. **24**(3): p. 240-246.
90. F.L. Toma, S. Guessasma, D. Klein, et al, Neural computation to predict TiO₂ photocatalytic efficiency for nitrogen oxides removal. *Journal of Photochemistry and Photobiology A: chemistry*, 2004. **165**(1-3): p. 91-96.
91. Y.D. Qu, C.S. Cui, S.B. Chen, et al, On-line measurement of deposit dimension in spray forming using image processing technology. *Journal of Materials processing technology*, 2006. **172**(2): p. 195-201.
92. S. Guessasma, G. Montavon, P. Gougeon, et al, Designing expert system using neural computation in view of the control of plasma spray processes. *Materials and Design*, 2003. **24**(7): p. 497-502.
93. S. Guessasma, G. Montavon, C. Coddet, Neural computation to predict in-flight particle characteristic dependences from processing parameters in the APS process. *Journal of Thermal Spray Technology*, 2003. **13**(4): p. 570-585.
94. A.F. Kanta, G. Montavon, C.C Berndt, et al, Intelligent system for prediction and control: Application in plasma spray process. *Expert systems with applications*, 2011. **38**(1): p. 260-271.
95. I. Taymz, Y. Islamoglu, Prediction of convection heat transfer in converging-diverging tube for laminar air flowing using back-propagation neural network. *International Communications in Heat and Mass Transfer*, 2009. **36**(6): p. 614-617.
96. L., Zadeh, Fuzzy sets. *Information and control*, 1965. **8**: p. 338-353.
97. P. Hajek, What is mathematical fuzzy logic. *Fuzzy sets and systems*, 2006. **157**(5): p. 597-603.
98. Developpez.com. Introduction à la logique floue. Disponible en ligne: <http://franck-dernoncourt.developpez.com/tutoriels/algo/introduction-logique-floue/#L1>.
99. A. Yousnadj, E. Alger, B. Scheffer, A. Moisan, Modelisation and Dynamic Behaviour of Open Loop Chains. *CIRP Annals-Manufacturing Technology*, 1985. **34**(1): p. 351-355.
100. B. Halasz, M. Grozdek, V. Soldo, Development of computer program for simulation of an ice bank system operation, part I: Mathematical modelling. *International Journal of Refrigeration*, 2009. **32**(6): p. 1323-1335.

101. I. Chou, E. O. Voit, Recent developments in parameter estimation and structure identification of biochemical and genomic systems. *Mathematical Biosciences*, 2009. **219**(2): p. 57-83.
102. M. Koukolik, Process development with model identification and discrimination for a complex reaction system. *Computers & Chemical Engineering*, 1979. **3**(1-4): p. 78.
103. M. Tsubaki, R.L. Motard, Data based process simulation. *Computers & Chemical Engineering*, 1979. **3**(1-4): p. 421-434.
104. R.J. Quann, S.B. Jaffe, Building useful models of complex reaction systems in petroleum refining. *Chemical Engineering Science*, 1996. **51**(10): p. 1615-1631, 1633-1635.
105. R.E. Kalman, A new approach to linear filtering and prediction problems. *Transactions of the ASME - Journal of basic engineering*, 1960. **82**(D): p. 25-45.
106. B.L. Ho, R.E. Kalman, Effective construction of linear state-variable models from input-output functions. *Regelungstechnik*, 1965. **12**: p. 545-548.
107. K.J. Aström, T. Bohlin. Numerical identification of linear dynamic systems from normal operating records. in *IFAC Symposium on self-adaptive systems. 1965*. Teddington, UK. p. 96-111.
108. R. Yan, R.X. Gao, X. Chen Wavelets for fault diagnosis of rotary machines: A review with applications. *Signal Processing*, 2013, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.sigpro.2013.04.015>.
109. S.Y. Huang, Wavelet base empirical bayes estimation for the uniform distribution. *Statistics & Probability Letters*, 1997. **32**(2): p. 141-146.
110. H. Szu, B. Telfer, J. Garcia, Wavelet transforms and neural networks for compression and recognition. *Neural networks*, 1996. **9**(4): p. 695-708.

Chapitre 2 : système expert



2.1 Introduction

L'intelligence artificielle est une solution envisageable pour le contrôle du procédé plasma en permettant d'une part de surveiller et de modifier automatiquement le procédé au cours de son utilisation (en ligne) et d'autre part en simulant le fonctionnement du procédé (hors ligne). L'intelligence artificielle employée dans ce travail se compose donc de ces deux grandes parties : le développement du système expert pour l'approche « en ligne » et le développement de l'émulateur pour l'approche « hors ligne ».

2.2 Définition du système expert

Un système expert inclut des réseaux de neurones artificiels et des contrôles par logique floue. Le réseau de neurones artificiels (RNA) est une méthode mathématique qui permet de donner des valeurs de prédiction selon des valeurs d'entrée. La logique floue permet le contrôle automatique à partir de valeurs de mesures récupérées en ligne. Dans le domaine de la projection plasma, le réseau de neurones artificiels peut être employé pour prédire les paramètres opératoires et les caractéristiques des particules en vol lorsqu'un entraînement a eu lieu au préalable sur les valeurs issues des mesures.

Ainsi, la première étude à mener consiste à définir clairement les éléments à prendre en compte dans le cas de la projection plasma pour développer le système expert. Les paramètres opératoires du procédé, les caractéristiques des particules en vol et les propriétés du dépôt seront considérées comme les variables de ce système. Une coopération entre le réseau de neurones artificiels et la logique floue sera développée de manière à intégrer des fonctionnements complexes, puis une co-utilisation des logiciels Labview et Matlab sera prévue pour profiter des avantages de chacun (modification rapide, facilité de compréhension, etc.).

2.2.1 Développement d'un système expert pour la projection APS

Dans le cadre de ce travail, un système de contrôle du procédé de projection plasma à l'atmosphère (APS) a été développé en associant les réseaux de neurones artificiels et la logique floue (fig. 2.1). Ce système expert est bâti sous logiciel Labview (National Instruments, Austin, TX, USA) qui permet la programmation graphique.

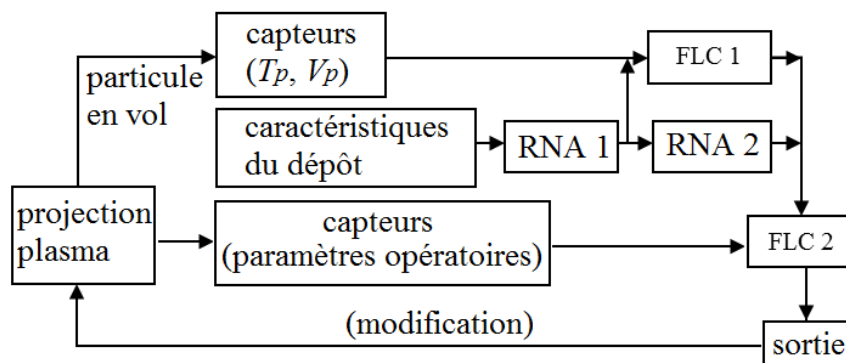


Figure 2.1 Schéma de principe du système expert pour la projection plasma

Ce système se compose :

- de deux modules de réseaux de neurones artificiels (RNA 1 et RNA 2)
- de deux modules de logique floue (FLC 1 et FLC 2)
- de plusieurs capteurs qui permettent de surveiller le procédé et de mesurer ses paramètres pendant la projection. Les caractéristiques des particules en vol sont ainsi mesurées par le système de diagnostic DPV 2000. Les paramètres opératoires sont mesurés et enregistrés par ordinateur dans le centre du contrôle de procédé.

Ce système peut contrôler le procédé APS et modifier les paramètres opératoires en se basant sur le principe de prédiction (RNA) et en utilisant l'algorithme développé en logique floue (FLC). Le principe de fonctionnement de ce système expert est le suivant :

- 1^{er} temps : Le module RNA 1 prédit les caractéristiques des particules en vol selon les propriétés du dépôt attendues et transmet sa prédiction simultanément au module RNA 2 et au module FLC 1. Pour le module FLC 1, les différences entre les caractéristiques des particules en vol prédites par le module RNA 1 et celles mesurées par le système DPV 2000 sont déterminées, de telle sorte que les éléments de sortie de ce module qui incluent les modifications des paramètres opératoires peuvent alors servir d'entrées au module FLC 2.
- 2^{ème} temps : Le module RNA 2 prédit les paramètres opératoires permettant d'obtenir les caractéristiques des particules prédites par le module RNA 1. Ces paramètres opératoires sont alors transmis au module FLC 2 pour le calcul de la modification à opérer sur les paramètres du procédé. Le module FLC 2 combine les deux sorties du module RNA 2 et du module FLC 1 et les valeurs des mesures. De cette manière, le type de modification et son amplitude sont évalués, sa sortie est transférée de la forme langagière à la forme valeur exacte, et finalement elle est communiquée à l'actionneur qui ajuste les paramètres opératoires en conséquence.

2.2.2 Fonctionnement pratique d'un système expert

Lorsque le système expert a été entraîné à partir de données expérimentales, il peut être utilisé pour contrôler le procédé. Initialement, l'objectif du contrôle (par exemple optimiser les propriétés du dépôt) doit être appliqué comme l'entrée du module RNA 1.

Ensuite, les caractéristiques des particules en vol (température moyenne et vitesse moyenne des particules en vol) forment sa sortie. Le module RNA 2 utilise cette sortie pour déterminer les trois paramètres opératoires (I , H_2 / Ar , $H_2 + Ar$) et les transmette au module FLC 2. En parallèle, la sortie du module RNA 1 est comparée aux valeurs de température et de vitesse mesurées qui seront injectées comme entrées dans le module FLC 1. Les différences en température et en vitesse

permettent d'évaluer les modifications à apporter car elles doivent correspondre à un écart le plus petit possible de ces valeurs dans le module FLC 1.

Enfin, les sorties du module FLC 1 et du module RNA 2 se combinent en une nouvelle valeur théorique des paramètres opératoires qui seront utilisés comme entrées du module FLC 2 ; le module FLC 2 compare les valeurs expérimentales avec les valeurs théoriques. La différence trouvée entre elles permet de déterminer le type d'action et son amplitude.

Une fois l'étape de défuzzification opérée (modifications traitées), les valeurs exactes sont envoyées aux actionneurs et le contrôle agit (fig. 2.1).

2.3 Réseau de neurones artificiels

Les modules RNA sont insérés dans le logiciel Labview sous la forme de codes Matlab (MathWorks, Natick, MA, USA). Un modèle de type « perceptron multicouche en rétro-propagation » (« pb ») a été utilisé dans ce travail, et deux RNA différents ont été définis concernant d'une part les caractéristiques des particules et d'autre part les paramètres opératoires. Le paradigme « pb » a été utilisé pour former les paramètres de réseau et estimer la valeur du poids de chaque connexion [1, 2].

2.3.1 Etapes de construction d'un Réseau de Neurones Artificiels

Un RNA peut être divisé en trois parties: la couche d'entrée, la couche cachée et la couche de sortie. Le nombre d'unités de la couche d'entrée est déterminé par les variables qui peuvent influencer le résultat. En exemple le RNA 2 inclut deux unités d'entrée qui correspondent à la température et la vitesse des particules en vol. Le nombre d'unités de la couche cachée est toujours important car ce sont elles qui conditionnent l'optimisation et la performance du système expert. Deux couches cachées ont été employées dans notre travail afin de considérer la complexité de la situation (effet couplé, effet non-linéaire) [3, 4].

2.3.2 Choix du nombre d'unités cachées du RNA

Pour déterminer le nombre adéquat d'unités cachées dans la couche cachée, un programme Matlab a été développé. Ce programme permet d'évaluer les performances des réseaux de neurones artificiels de « 0505 » à « 5050 » (le code « 0505 » représente cinq unités cachées dans la première couche cachée et cinq unités cachées dans la deuxième couche cachée ; le code « 5050 » représente quant à lui 50 unités dans la première couche cachée et 50 unités dans la deuxième couche cachée). Les paramètres opératoires (intensité de courant, débit de gaz total, rapport Hydrogène/Argon) ainsi que propriété de porosité du dépôt vont être utilisées. Elles ont été mesurées. De ces données expérimentales, environ 80% des points d'expérience ont été retenus pour participer à la phase d'entraînement et les 20% restants de points pour évaluer la performance de la prédiction [3, 5-7]. Le principe du choix du nombre d'unités cachées réside dans l'équilibre à établir entre la performance de l'entraînement et la performance de prédiction. En théorie, la performance d'entraînement augmente quand le nombre d'unités cachés est grand (fig. 2.2). En revanche, la performance de prédiction, indiquée dans figure 2.1, est plus complexe. L'optimisation de cette performance passe en fait par un calcul systématique de tous les cas mentionnés et qui donne la solution du meilleur nombre d'unités cachées.

Nous avons travaillé sur la base d'un calcul effectuable au maximum 100 fois ou qui fournisse une erreur quadratique inférieure à 0,001. Le résultat conduit alors à l'obtention d'une erreur minimale d'entraînement et d'une erreur minimale de prédiction, l'erreur minimale correspondant à une moyenne déterminée sur les trois paramètres opératoires. Les erreurs en pourcentage d'entraînement et de prédiction sont affichées dans la figure ci-dessus, figure 2.2.

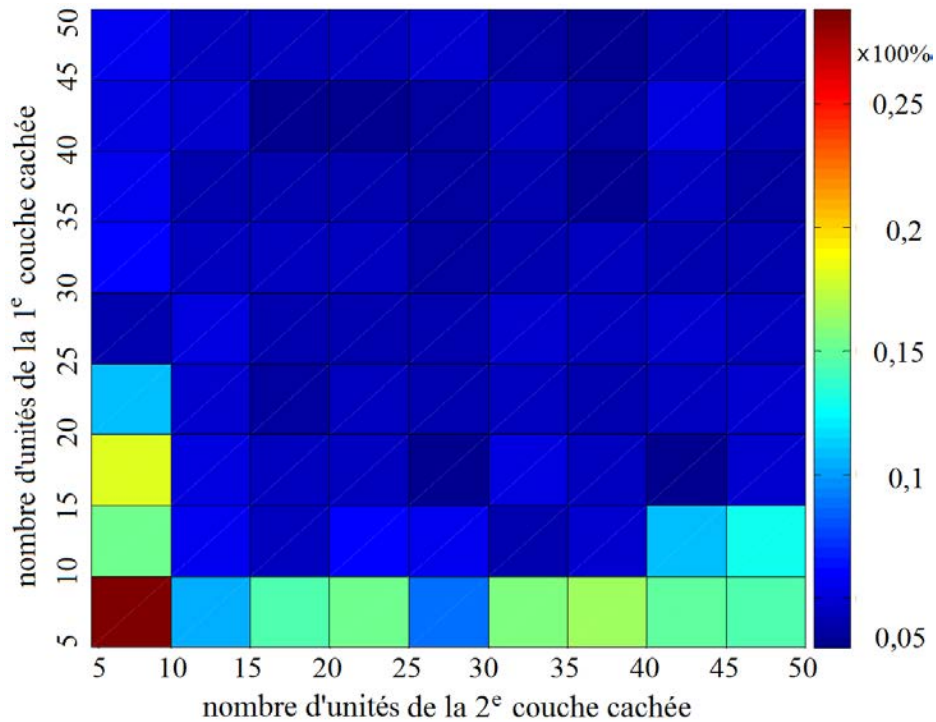


Figure 2.2 Erreur moyenne d'entraînement du réseau de neurones artificiels

Sur cette figure, est représentée l'erreur moyenne d'entraînement du réseau de neurones artificiels, la couleur étant définie par l'erreur d'entraînement. L'axe Y correspond au nombre d'unités de la première couche cachée, elle augmente de 5 à 50; l'axe X indique le nombre d'unités de la deuxième couche cachée, passant aussi de 5 à 50. Différentes zones sont observables, le bleu pour les erreurs les plus faibles et le rouge pour les erreurs les plus importantes : Le changement de couleur met en évidence la relation entre performance et nombre d'unités cachées. Ainsi, on peut constater que :

- quand le nombre d'unités de la deuxième couche cachée reste fixe mais que le nombre d'unités de la première couche cachée augmente de 5 à 50, l'erreur d'entraînement diminue
- quand le nombre d'unités de la première couche cachée est 5 et que le nombre d'unités de la deuxième couche cachée augmente de 5 à 50, l'erreur d'entraînement fluctue entre 15% et 20%, ce qui signifie que les 5 unités de

la première couche cachée ne sont pas suffisantes en nombre pour stabiliser la situation

- quand le nombre d'unités de la première couche cachée augmente jusqu'à 25 et que le nombre d'unités de la deuxième couche cachée croît de 5 à 50, l'erreur d'entraînement est diminuée
- quand le nombre d'unités de la première couche cachée dépasse 25, l'influence du nombre d'unités de la deuxième couche cachée n'est pas clairement établie.

L'erreur de prédiction du réseau de neurones artificiels est présentée sur la figure 2.3.

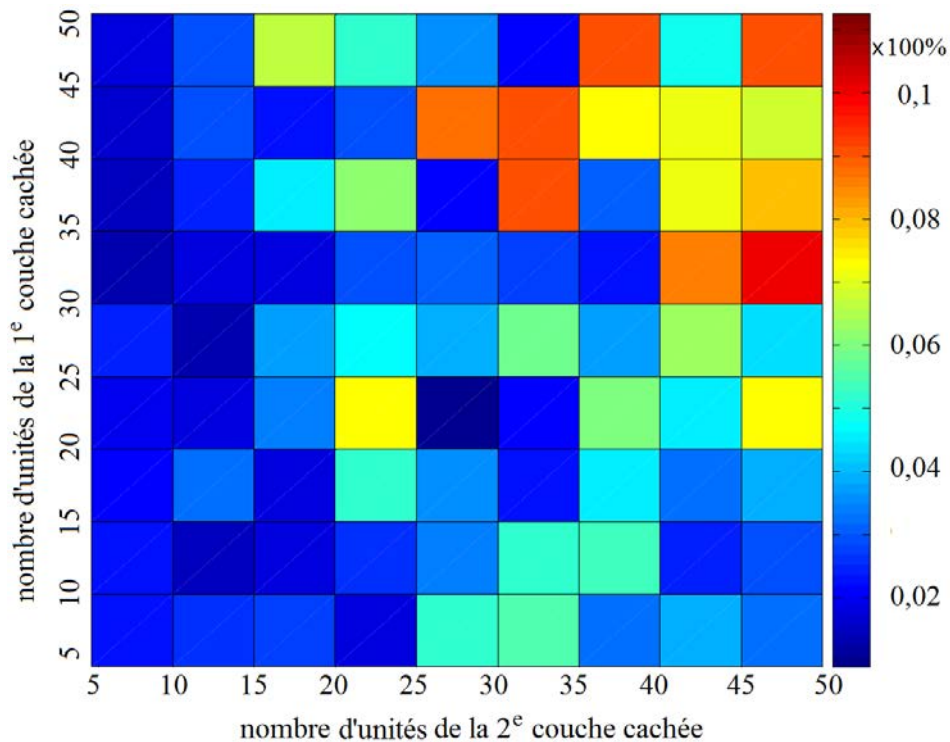


Figure 2.3 Erreur de prédiction du réseau de neurones artificiels

On remarque que les couleurs rouges et jaunes qui indiquent une tendance à l'augmentation de l'erreur de prédiction suivent l'augmentation du nombre d'unités de la couche cachée (la première et la deuxième). Une zone bleue existe cependant

lorsque le nombre d'unités de la deuxième couche cachée est inférieur à 15, signifiant que la prédiction dans cette zone est plus précise (inférieure à 2%).

En exploitant ces deux figures (2.2 et 2.3), le nombre d'unités dans chaque couche cachée a été fixé :

- à 15 pour la première couche cachée et 5 pour la deuxième couche cachée pour le module RNA 1
- à 15 pour la première couche cachée et 10 pour la seconde couche cachée pour le module RNA 2.

2.3.3 Entraînement des réseaux de neurones artificiels

La méthode de rétro propagation (« back-propagation » en anglais), repose sur un algorithme d'entraînement des réseaux de neurones artificiels déjà détaillé au chapitre 1.4.2. Les deux réseaux RNA 1 et RNA 2 sont entraînés à partir des données expérimentales fournies dans le tableau 2.1. Toutes ces valeurs seront par la suite normalisées (entre 0 et 1) pour assurer la stabilité du résultat [6, 8, 9].

Parmi les 20 essais, dix-sept essais ont été utilisés comme données d'apprentissage et les trois essais (numéros # 4, # 12 et # 18) ont été utilisés comme les points de vérification du fonctionnement des réseaux de neurones artificiels. Le RNA 1 est entraîné pour prédire les valeurs de température et vitesse des particules en vol escomptées pour obtenir une porosité du dépôt souhaitée. Le RNA 2 est entraîné pour prédire les valeurs d'intensité de courant, du débit d'argon et du débit d'hydrogène en liaison avec la température et la vitesse des particules en vol (Al_2O_3 -13 wt.% TiO_2).

Tab. 2.1 Données expérimentales servant à l'entraînement des réseaux de neurones artificiels

essai	I A	Ar L/min	H ₂ L/min	vitesse m/s	température °C	porosité %
1	350	40	10	248	2338	11,51
2	400	40	10	266	2366	11,74
3	450	40	10	281	2385	10,96
4	500	40	10	295	2407	9,58
5	550	40	10	307	2426	8,90
6	600	40	10	317	2435	6,82
7	650	40	10	321	2443	5,35
8	550	28	7	261	2436	7,71
9	550	32	8	277	2435	11,86
10	550	36	9	288	2417	8,57
11	550	44	11	312	2401	7,10
12	550	48	12	328	2407	7,43
13	550	52	13	343	2399	7,25
14	550	56	14	359	2407	7,71
15	550	47	3	304	2203	13,88
16	550	45	5	296	2269	9,71
17	550	43	7	298	2335	8,95
18	550	42	8	300	2365	8,83
19	550	38	12	301	2439	8,19
20	550	36	14	297	2460	6,54
*	800	60	15	500	3000	50

* : Les chiffres en fond gris sont les facteurs de normalisation qui correspondent aux paramètres maximum de fonctionnement du procédé (I_{max} = 800 A, Ar = 60 L/min, H₂ = 15 L/min), les facteurs de normalisation de la température, vitesse et porosité ont été surestimés pour inclure les paramètres de fonctionnement les plus élevés.

Les particules en vol sont mesurées par un système diagnostique DPV 2000 avec une incertitude 1% à la mesure de vitesse et 10% à la mesure de température. Le débit du gaz et l'intensité du courant sont surveillés et mesurés automatiquement par la console du procédé.

Sous l'environnement Matlab, le code du programme est assez court comme indiqué par l'exemple donné ci-dessous :

```
1 net=newff(P,T,S,TFi,BTF,BLF,PF);
2 net=init(net);
3 net.trainParam.epochs=5000;
4 net.trainParam.goal=1e-5;
5 LP.lr=0.1;
6 net=train(net,P_train,T_train);
7 y_train=net(P_train);
8 error_train=y_train-T_train;
9 y_valide=net(P_valide);
10 error_valide=y_valide-T_valide
```

Avec P , la variable d'entrée des réseaux neurones ; T , la variable de sortie des réseaux ; y , la valeur calculée de la sortie des réseaux ; $_train$, les variables d'entraînement des réseaux ; $_valide$, les variables de vérification des réseaux. Dans ce programme encore, « Newff » est une fonction prédéfinie, elle permet de créer un réseau de neurones artificiels sur la base du mode « back-propagation ». Affectées à cette fonction « Newff » :

- TFi représente la fonction du transfert des couches cachées. On travaillera par défaut : 'tansig' pour la première couche cachée et 'logsig' pour la deuxième couche cachée ; et 'purelin' pour la couche de sortie
- BTF représente la fonction d'entraînement des réseaux. Par défaut, 'trainlm' est un type « back-propagation »
- BLF est la fonction d'apprentissage du poids pour le type « back-propagation ».
- PF indique le type de la fonction de performance. Par défaut 'mse' est une abréviation de « mean square error ».

La fonction « init » permet d'initialiser toutes les variables des réseaux avec une valeur aléatoire entre 0 et 1. Cette fonction permet surtout d'augmenter la stabilité des réseaux [9]. La fonction « train » permet de multiplier les itérations et de mettre à jour les poids de chaque couche dans les réseaux.

Après cette phase d'entraînement, le réseau peut donner sa prédiction grâce à la fonction « net » qui enregistre l'ensemble des paramètres entraînés. y_train est la

prédiction du réseau 'net' avec P_{train} comme entrée. L'erreur d'entraînement est ensuite estimée entre y_{train} et T_{train} .

Les valeurs P_{valide} et T_{valide} sont les données préparées pour la vérification du réseau. Sachant que les valeurs de vérification sont inconnues pour le réseau, la différence entre y_{valide} (valeur prédite) et T_{valide} représente l'erreur de prédiction du réseau.

2.3.3.1 Entraînement du module RNA 1

La performance d'entraînement du module RNA 1 est donnée sur la figure 2.4. L'axe X représente les valeurs mesurées (T) et l'axe Y représente les prédictions (y). Toutes les valeurs sont normalisées entre 0 et 1 par les chiffres indiqués dans le bas du tableau 2.1.

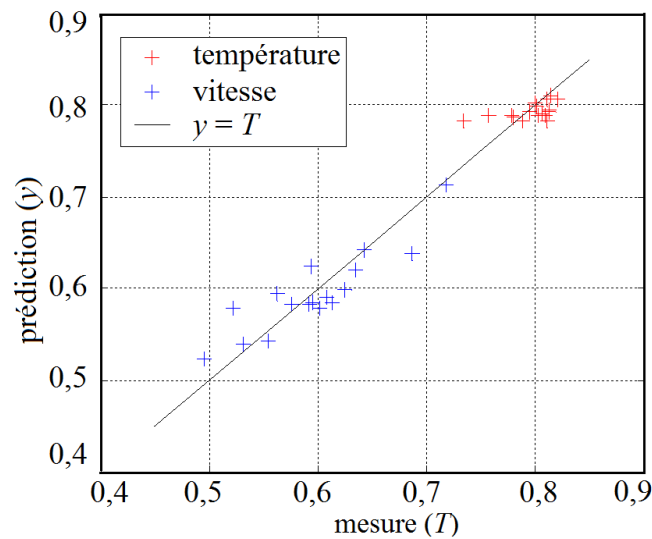


Figure 2.4 Performance d'entraînement de RNA 1

Les points rouges correspondent à la donnée température, les bleus à la donnée vitesse, la ligne noire indique la bissectrice, égalité entre valeurs mesurées (T) et valeurs prédites (y). On constate que pour la vitesse, les points se positionnent autour de cette bissectrice dans une plage de valeurs assez étendue allant de 0,5 à 0,7. Pour la température, ces points sont regroupés dans une zone très resserrée. En

effet, compte tenu de la faible dispersion des résultats (+/- 260 K, tableau 2.1), ceci correspond à une valeur très faible 0,087 après normalisation.

La performance de prédiction de RNA 1 est présentée sur la figure 2.5. Les ronds bleus représentent les valeurs mesurées, les croix rouges représentent les valeurs prédites par ce réseau.

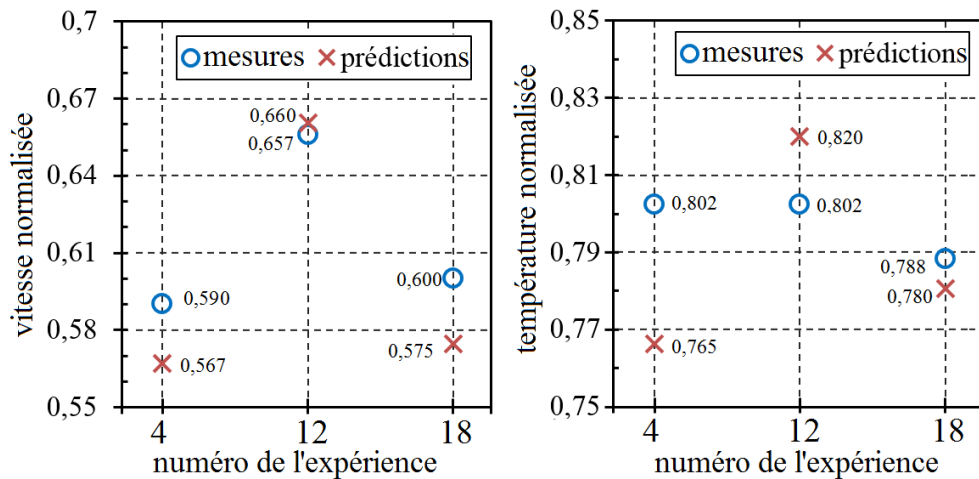


Figure 2.5 Performance d'entraînement du RNA 1

Concernant la vitesse, la différence entre ces deux valeurs est petite, elle n'excède pas 0,025 (l'essai #18). L'erreur maximale de prédiction est de 4,20% pour l'essai # 18 alors que l'erreur minimale est 0,45% pour l'essai #12 correspondant à une erreur moyenne de prédiction de vitesse de 2,90%. En revanche pour la température, cette différence est plus importante, presque le double de la première, 0,04. En effet, l'erreur maximale de prédiction de la température est donnée à 4,60% pour l'essai # 4, l'erreur minimale étant de 1,00% pour l'essai # 18 ceci correspondant à une valeur moyenne de température de 2,60% sur les trois points. Avec des erreurs inférieures à 5,00%, on peut estimer que la précision du RNA 1 est acceptable.

2.3.3.2 Entraînement du module RNA 2

Le RNA 2 est utilisé afin de prédire les paramètres opératoires qui permettent d'accéder aux caractéristiques des particules en vol recherchées. La performance d'entraînement de ce réseau est affichée sur la figure 2.6 où on s'aperçoit que les points de mesure et de prédiction (valeurs normalisées) se situent sur la droite $y = T$. La figure 2.7 regroupe l'ensemble des résultats.

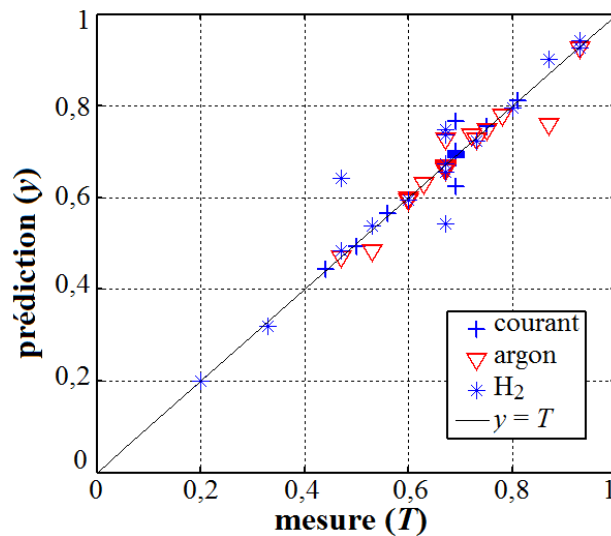


Figure 2.6 Entraînement de RNA 2

La performance de prédiction du réseau RNA 2 est représentée pour chacun des trois paramètres opératoires respectivement sur la figure 2.7 (a) pour le courant, 2.7 (b) pour le débit d'argon et 2.7 (c) pour le débit d'hydrogène. La différence maximale de prédiction est 12 A pour l'essai #12 pour l'intensité du courant, donc l'erreur maximale est 2,18% ; la différence maximale de prédiction est 2,00 L/min pour l'essai #4 et #12 pour le débit d'argon, donc l'erreur maximale est 4,17% pour l'essai #4 ; la différence de prédiction est 0,90 L/min pour l'essai #4 pour le débit d'hydrogène, donc l'erreur maximale est 9,00%. Concernant l'erreur minimale, elle est 0,04% pour l'essai # 18 pour l'intensité du courant ; 2,43% pour l'essai # 18 pour le débit d'argon et 4,17% pour l'essai # 12 pour le débit d'hydrogène.

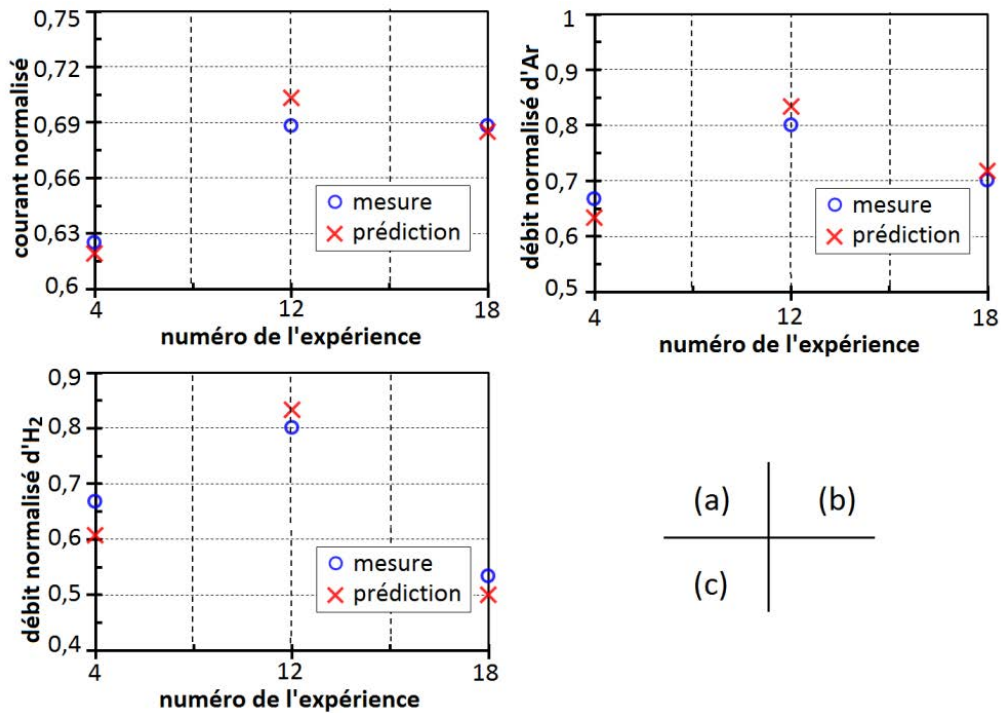


Figure 2.7 Performance du réseau RNA 2

L'erreur moyenne sur ces trois essais est donc de 1,19% pour l'intensité du courant, de 3,88% pour le débit d'argon, et de 6,44% pour le débit d'hydrogène. On peut à nouveau affirmer que ce RNA 2 pourra prédire avec une erreur faible les paramètres opératoires les meilleurs qui conduisent aux valeurs recherchées de température et vitesse des particules en vol.

2.4 Logique floue

Les prédictions de RNA 1 et RNA 2 peuvent être considérées comme les références du contrôle par logique floue. Sur la figure 2.1, le schéma indique le rôle de chaque élément du système. Ainsi, le module FLC 1 s'articule autour du diagnostic des particules en vol, le module FLC 2 agit sur la surveillance des paramètres opératoires afin d'éventuellement les modifier et parvenir à une stabilisation du procédé. L'entrée du module FLC 1 correspond à la différence entre les valeurs mesurées issues des capteurs et les valeurs de prédiction de RNA 1 ; Sa sortie correspond à

l'amplitude des modifications à apporter aux paramètres opératoires. Pour le module FLC 2, l'entrée inclut deux parties : une partie relative aux mesures des capteurs, une partie provenant de la combinaison des résultats entre les sorties FLC 1 et RNA 2. A nouveau la sortie du module FLC 2 correspond à l'amplitude des modifications à apporter aux paramètres du procédé, modifications qui seront alors exécutées par les actionneurs.

Si on se réfère au schéma de principe de fonctionnement de la logique floue (figure 1.16), les variables d'entrée sont traitées par le module de fuzzification avec l'ensemble des relations langagières qui ont été prédéfinies. Dans ce schéma, on constate que l'ensemble des règles floues qui permet d'inférer et donner des réponses est aussi à établir. Pour cet ensemble des règles floues en effet, les éléments ont été assignés à un degré d'appartenance, de sorte que la transition d'appartenance est graduelle plutôt que brutale. Le module de fuzzification va en conséquence convertir chaque élément de données d'entrée en des degrés d'appartenance en recherchant la meilleure correspondance possible dans un ou plusieurs niveaux d'appartenance. Les règles floues utilisent les valeurs d'appartenance d'entrée en tant que facteurs de pondération pour déterminer leur influence sur la valeur finale de la sortie.

2.4.1 Ensemble des relations langagières

L'ensemble des relations langagières se compose de plusieurs fonctions d'état à plusieurs niveaux.

Dans ce travail, toutes les variables d'entrée ont été prédéfinies à cinq niveaux avec une fonction trapézoïdale en considérant une égalité entre la précision et le temps de la réponse [10]. Les cinq niveaux, illustrés sur la figure 2.8 sont BN (Big Négatif), NE (Négatif), NN (Normal), PO (Positif) et BP (Big Positif). Ces niveaux peuvent être expliqués comme suit : Le niveau 'BN' (ou 'BP') représente une situation où le paramètre surveillé est trop petit (ou trop grand) par comparaison à la référence du contrôle ; un niveau 'NN' indique que le procédé est stable, tous les paramètres sont

alors convenables. Dans la figure 2.8, la gamme d'entrée varie de -1 à 1 : une valeur -1 représente l'entrée égale zéro (('valeur d'entrée' - 'valeur de référence') * 'valeur de référence' ⁻¹ = -1) ; une valeur 0 représente l'entrée égale la référence ; une valeur 1 représente l'entrée est trop grande que la référence (('valeur d'entrée' - 'valeur de référence') * 'valeur de référence' ⁻¹ = 1).

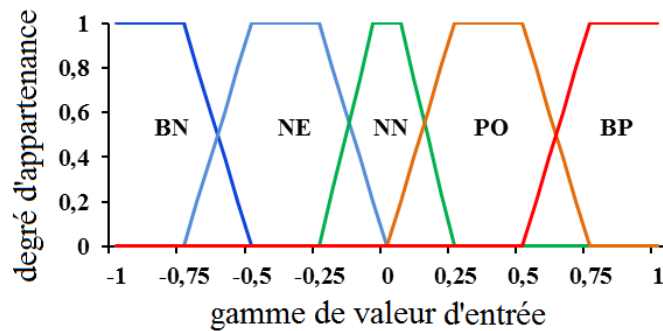


Figure 2.8 Degrés d'appartenance des variables d'entrée

Pour les variables de sortie maintenant, elles sont toutes assignées à cinq niveaux aussi avec une fonction triangle. Ces niveaux sont BR (Big Reduction), RE (Reduction), NN (Normal), IN (Increase) et BI (Big Increase) comme présentés sur la figure 2.9. Pour des raisons de sécurité et de test, la gamme de valeur de sortie a été définie entre -0,3 et 0,3. Ceci signifie par exemple qu'avec une sortie à 100% dans le niveau BR, l'actionneur doit diminuer le paramètre contrôlé de 20% de sa valeur initiale (par une méthode de COG, fig. 1.19, chapitre 1.4.3.2).

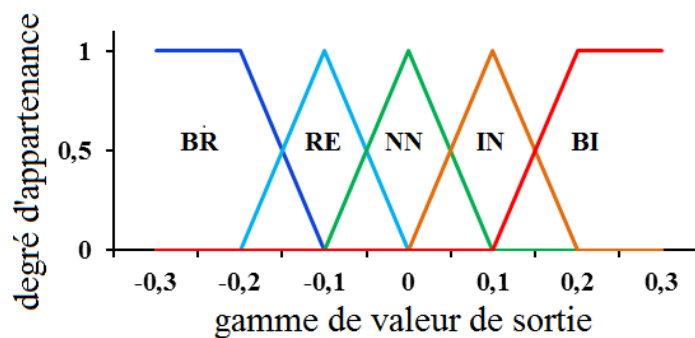


Figure 2.9 Degrés d'appartenance des variables de sortie

2.4.2 Règles floues de la logique floue

Les règles floues sont bâties à partir des degrés d'appartenance des variables d'entrée et de sortie, et à partir aussi des relations entre les variables d'entrée et les variables de sortie. Le principe pour définir des règles floues est complexe elle dépend de la situation et de la condition. Pour les modules FLC 1 et FLC 2, ces règles floues ont été prédéfinies arbitrairement selon les données expérimentales à savoir en exploitant les informations affichées dans le tableau 2.2 (utilisé comme référence). La méthode a consisté à donner priorité au débit de gaz total par rapport à l'intensité pour modifier la vitesse des particules en vol et à jouer de préférence sur le rapport H_2 / Ar pour intervenir sur la température des particules. La relation réelle est bien sûr plus complexe et non linéaire, mais cette méthode permet de simplifier la mise en forme des règles floues. Les valeurs dans le tableau sont produites selon les relations réelles entre les paramètres opératoires et les caractéristiques des particules en vol ; les chiffres sont calculés par l'équation comme : la hauteur du changement de température et de vitesse / la hauteur du changement des paramètres opératoires (ΔI , ΔH_2 , ΔAr). Ces valeurs ne sont qu'une référence approximative, la méthode de calcul sera mentionnée par la suite (chapitre 2.6.3).

Tab. 2.2 Relations entre modifications des paramètres opératoires et conséquences sur les caractéristiques des particules

	$\Delta I = 1$ (A)	$\Delta (Ar + H_2) = 1$ (L/min)	$\Delta (H_2 / Ar) = 1$ (-)
ΔT (K)	+0,350	-1,000	+778,788
ΔV (m/s)	+0,023	+2,800	0

Pour bien comprendre le principe de définition des règles floues, l'exemple suivant a été choisi pour expliquer le cours d'inférence :

On suppose les paramètres opératoires suivants $I = 500$ A, $H_2 + Ar = 50$ L/min, $H_2 / Ar = 0,25$ ($H_2 : 10$ L/min, Argon : 40 L/min), les caractéristiques des particules en vol sous ces conditions sont 2373 K pour la température et 300 m s^{-1} pour la vitesse. On constate que la température n'est pas suffisante mais que la vitesse convient. On doit donc chercher à augmenter la température et maintenir la valeur de vitesse. Dans ce cas, trois solutions sont envisageables (calculées à partir du tableau 2.2) :

1 - augmenter l'intensité de courant de 268 A et réduire le débit de gaz total de 6 L/min, ce qui donnerait $I = 768$ A, $H_2 + Ar = 44$ L/min

2 - augmenter le rapport H_2 / Ar de 0,12, ce qui donnerait $I = 500$ A, $H_2 / Ar = 0,37$

3 - croiser les augmentations obtenues précédemment et on obtient :

1% de la solution (1) + 99% de la solution de (2)

.....

.....

99% de solution (1) + 1% de solution de (2)

De nombreux autres critères doivent être considérés comme tous ceux qui touchent aux limitations mécaniques et à la stabilisation du procédé notamment. Dans tous les cas, la recherche d'une moindre modification s'accompagne d'une règle floue plus courte. Pour l'exemple traité, il est attendu de maintenir la vitesse à 300 m.s^{-1} , si bien que le débit total de gaz ne doit pas être modifié. Ce sera donc la solution (2) qui sera choisie comme l'inférence de sortie. En conséquence, le débit d'argon est modifié à 36,5 L/min, et le débit d'hydrogène passe à 13,5 L/min.

Le nombre de règles floues est déterminé par le nombre de variables d'entrée et par le nombre de niveaux affectés à chaque variable. Il y a 5^2 (niveau ^{nombre}) de règles floues dans le module FLC 1 (deux variables d'entrée qui sont la différence de

température et la différence de vitesse; cinq niveaux pour chaque variable). En utilisant les graphes des surfaces des règles floues, on peut alors vérifier l'ensemble de ces règles et noter les éventuelles erreurs. Cette surface des règles floues est bâtie à partir de l'ensemble des règles floues appliquées à deux variables d'entrée et une variable de sortie. Pour le module FLC 1, la surface se compose du plan $DT_p \times DV_p$ (DT_p différence entre la température des particules en vol mesurée et la température prédite; DV_p différence entre la vitesse des particules en vol mesurée et la vitesse prédite, une valeur positive dans ce graphe indique que la valeur réelle est plus grande que celle donnée par la prédiction). L'axe vertical correspond au paramètre opératoire soit l'intensité du courant, soit le rapport de l'hydrogène soit enfin le débit de gaz total, figure 2.10.

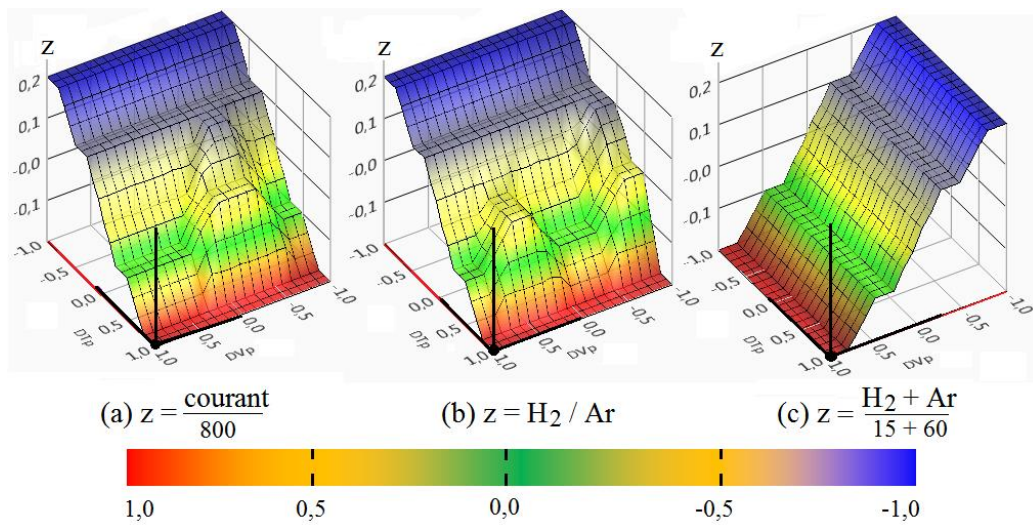


Figure 2.10 Graphe des surfaces des règles floues du module FLC 1 pour la vitesse et température des particules en vol en fonction des paramètres opératoires

Ainsi le module FLC 1 peut donner rapidement une inférence. Si on suppose par exemple $DV_p = DT_p = 1$, un point noir situé sur la surface en couleur représente l'état d'entrée, la valeur de sortie des trois paramètres de fonctionnement (I , H_2 / Ar , $\text{H}_2 + \text{Ar}$) est indiquée sur chaque courbe (a) (b) et (c) de la figure 2.10. Dans ce cas-là, on

lit $I = -0,2$, $H_2 / Ar = -0,2$, $H_2 + Ar = -0,2$, cela signifie que chaque valeur doit être réduite de 20%. Ces valeurs sont alors transmises au module FLC 2 où de nouvelles opérations sont effectuées.

Dans le FLC 2 maintenant, trois variables d'entrée (intensité de courant, débit du gaz total et rapport hydrogène/argon) et cinq niveaux pour chacune des variables sont intégrées. Les règles floues de FLC 2 sont plus simples (3×5^1) car il y a en fait trois sous-modules du contrôle de la logique floue en comparant l'usage d'un seul module du contrôle qui a un ensemble de 5^3 règles floues. Chaque sous-module correspond à une variable d'entrée, donc il y a cinq règles floues par sous-module. La figure 2.11 illustre le profil des règles floues du module FLC 2. L'axe horizontal est défini par l'entrée; l'axe vertical correspond à la modification du paramètre contrôlé (intensité de courant, débit du gaz total et rapport hydrogène/Argon).

L'entrée de FLC 2 est la différence évaluée entre la valeur mesurée en ligne et la valeur de référence donnée par RNA 2 et FLC 1 pour les paramètres opératoires choisis. Une entrée négative indique que la valeur mesurée en ligne est trop importante, donc il faut la baisser. Au contraire, une entrée positive indique que la valeur mesurée en ligne n'est pas assez importante, et qu'il faut augmenter les paramètres (I , $H_2 + Ar$ ou H_2 / Ar).

Le module FLC 2 est donc le pivot de ce système : il contrôle les paramètres opératoires et commande les opérations des actionneurs. Il est en liaison directe avec les deux modules FLC 1 et de RNA 2. C'est pourquoi trois sous-modules sont employés dans ce module FLC 2.

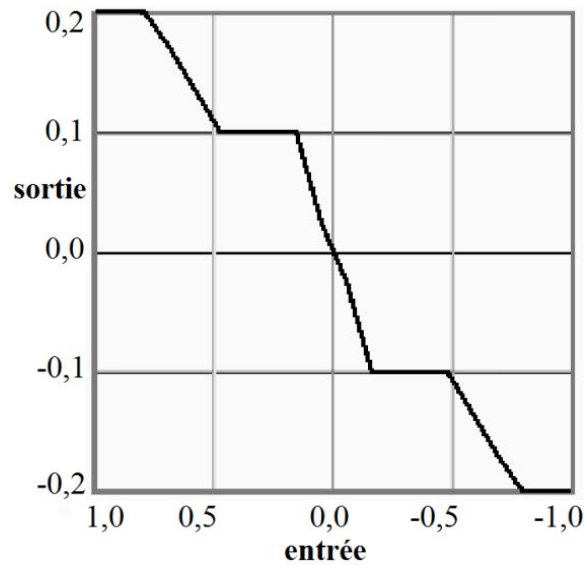


Figure 2.11 Profil des règles floues du module FLC 2

2.5 Présentation du système expert développé sous Labview

Les deux réseaux de neurones artificiels RNA et les deux modules de contrôle FLC ont été associés pour construire le système expert. Celui-ci a été élaboré sous logiciel Labview.

La figure 2.12 présente le diagramme de ce système. Si on précise les éléments de ce diagramme, il vient que :

- Les blocs rouges sont à associer aux capteurs qui permettent de connecter ce système avec le procédé de plasma
- les blocs noirs correspondent aux modules RNA traduits en 'Matlab script' afin d'exécuter le programme bâti en code de Matlab sous Labview
- les blocs bleus correspondent aux modules de FLC
- Pour compléter cette description, les RNA et les FLCs sont importés sous ce système via plusieurs fichiers prédéfinis et pré enregistrés. Les lignes couleur cyan concernent les fichiers des modules RNA, les lignes couleur pourpre concernent les fichiers des modules FLC. Les lignes bleues finalement

indiquent les valeurs de multicouches, et les lignes orange représentent les valeurs normales et les transferts de variables.

La figure 2.13 présente l'interface de ce système. On note :

- les entrées simulées des valeurs de capteurs pour les paramètres et les caractéristiques des particules en vol
- les indicateurs carrés et ronds pour l'opération de l'actionneur et l'état du procédé de plasma respectivement.

Pour son fonctionnement, il faut commencer par insérer les valeurs des capteurs (paramètres opératoires, température et vitesse des particules en vol). Ensuite, on démarre ce programme en précisant l'objectif à atteindre (niveau de porosité par exemple).

Une fois la valeur de porosité intégrée au système (objectif à atteindre), le module RNA 1 communique une température et une vitesse de référence aux modules FLC 1 et RNA 2. Le module RNA 2 affiche les prédictions des paramètres opératoires, et le module FLC 1 donne les modifications à apporter aux paramètres opératoires. Prédications et modifications peuvent être observées en temps réel sur l'interface du système.

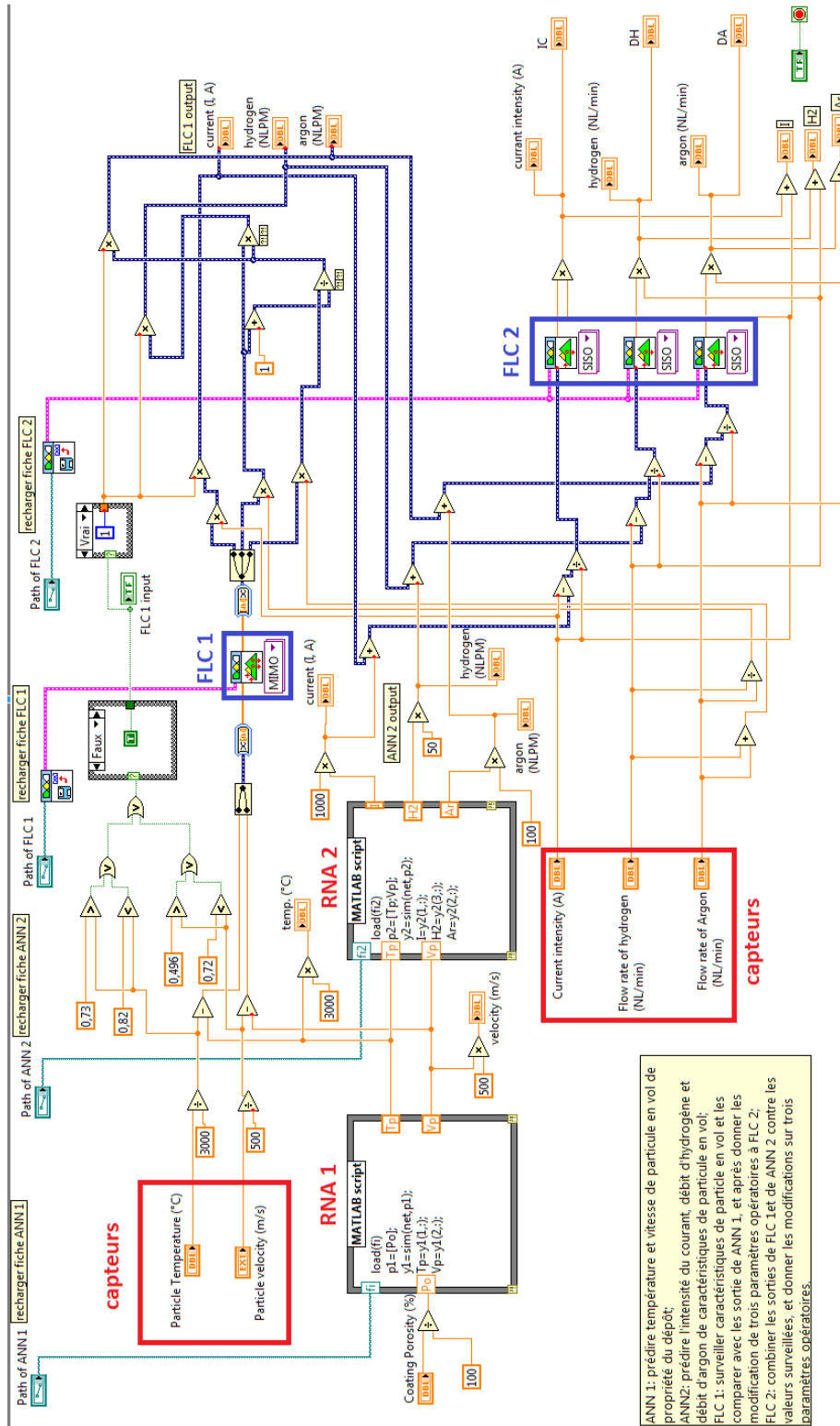


Figure 2.12 Diagramme du système expert

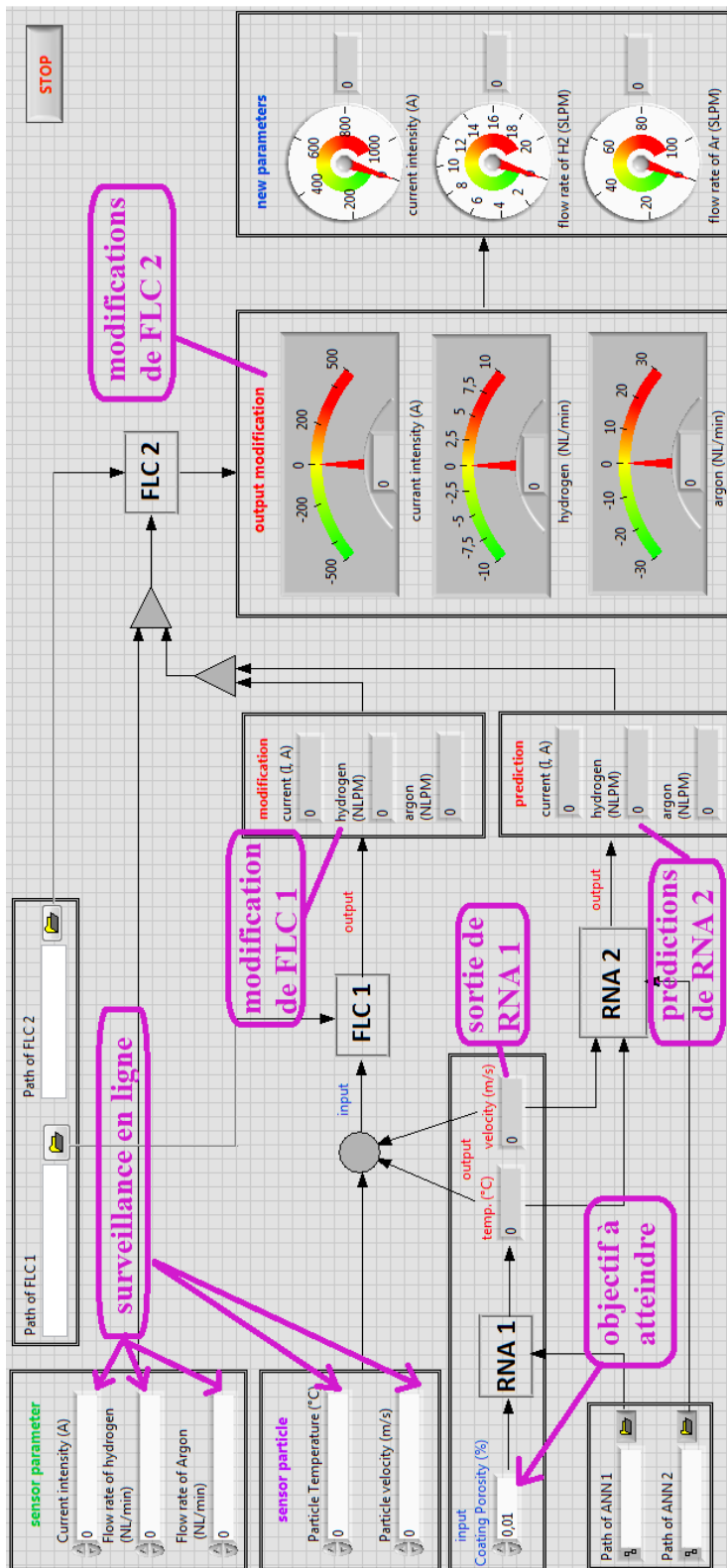


Figure 2.13 Interface du système expert

2.6 Base de données

Les réseaux de neurones artificiels RNA et les modules du contrôle FLC sont développés à partir des données expérimentales. Une banque de données suffisante doit alors être renseignée pour permettre d'élaborer le système expert. De nombreuses expériences ont donc été réalisées au laboratoire elles ont concernées les mesures des particules en vol, les mesures des propriétés de dépôt pour différentes conditions opératoires.

2.6.1 Conditions expérimentales

La torche à plasma utilisée est de type F4 - MB (Sulzer-Metco, Switzerland) et possède une puissance maximale de fonctionnement de 55 kW. Cette torche est utilisée avec une tuyère en tungstène de 6 mm de diamètre interne. L'injection de la poudre assurée par un distributeur, se fait perpendiculairement à l'axe du jet de plasma par l'intermédiaire d'un tube de 1,8 mm de diamètre interne. La poudre ainsi injectée débouche dans le canal de la tuyère à 3 mm en amont de sa sortie à une distance de 6 mm de l'axe géométrique de la torche. La distance de projection est fixée à 120 mm de la sortie de torche (fig. 2.14). Dans la figure, la lettre 'A' représente le siège de l'installation des deux buses d'air de refroidissement (zone verte) ; la lettre 'B' représente l'injecteur de la poudre (zone jaune) ; la lettre 'C' représente le corps de la torche plasma (zone violette).

Dans le cadre de cette étude, une poudre d'alumine- rutile AMPERIT 741.3 (Al_2O_3 -13% en masse TiO_2) a été utilisée. La distribution granulométrique de la poudre est -45 / +22 μm (d_{90} / d_{10}). Ces caractéristiques seront détaillées dans le chapitre qui suit. Cette poudre présente une morphologie anguleuse et une distribution granulométrique s'étalant de 22 à 45 μm avec une taille moyenne de 35 μm (Fig. 2.15 b). Quelques propriétés physico chimiques de cette poudre sont présentées dans le Tableau 2.3.

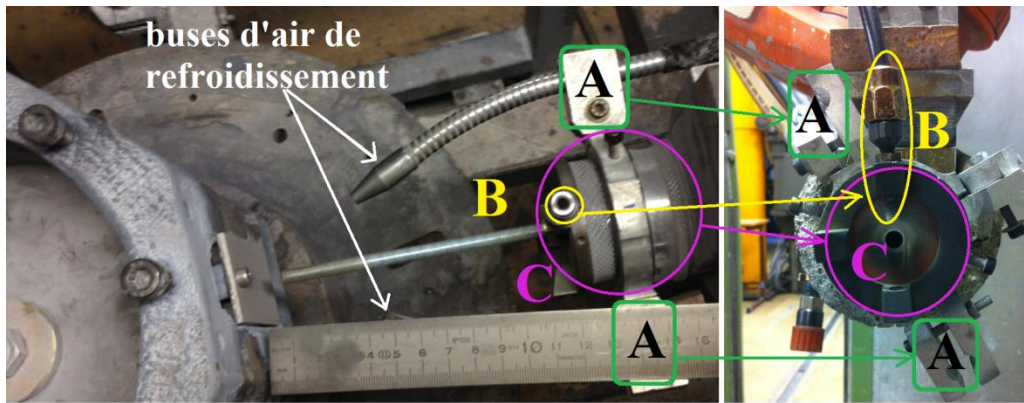


Figure 2.14 Photo du montage de projection

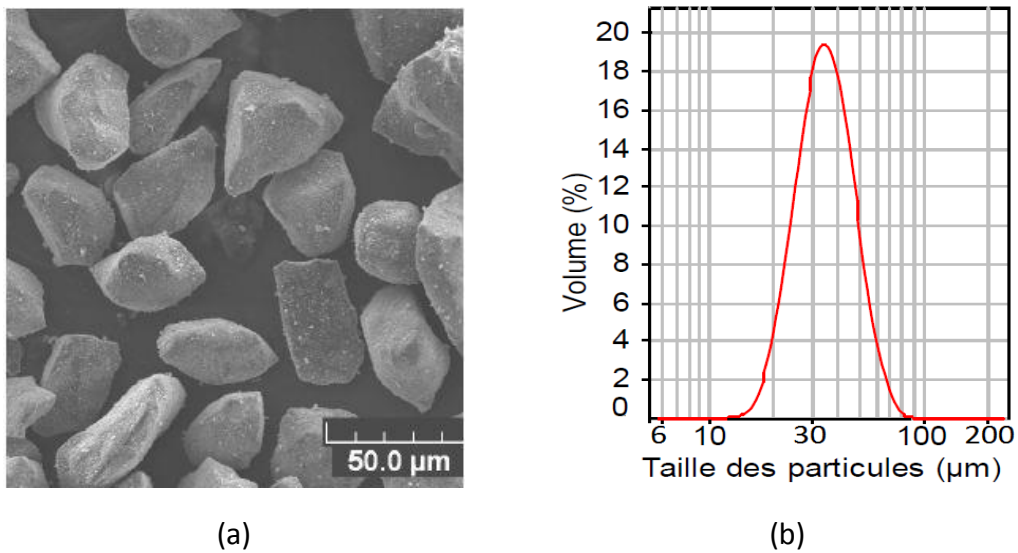


Figure 2.15 (a) Observation de la poudre au MEB [11] et (b) distribution granulométrique

La torche est fixée sur un robot ABB 6 axes, les paramètres opératoires sont enregistrés automatiquement chaque seconde pendant la projection sur la console de contrôle du procédé (fig. 2.16). Ces paramètres peuvent aussi être modifiés.

Tab. 2.3 Propriétés de l'alumine et du rutile [12, 13]

	alumine (Al ₂ O ₃)	rutile (TiO ₂)
Masse volumique (g.cm ⁻³)	3,97	4,2-4,3
dureté (GPa)	15-23	7-11
module d'Young (GPa)	300-400	283
température de fusion (K)	2326	2115
température de vaporisation (K)	3272	3590
conductivité thermique (W.m ⁻¹ .K ⁻¹)	26-35 (à 293 K) 6,2 (à 1200 K)	12-16 (à 293 K) 3,3 (à 1200 K)
chaleur spécifique à pression constante C _p (J.K ⁻¹ .Kg ⁻¹)	795,6 (297 à 2072 K)	710,9 (à 298 K)
coefficient de dilatation linéaire (10 ⁻⁶ K ⁻¹)	7,7-9 (297 à 1272 K)	7-10 (297 à 1272 K)

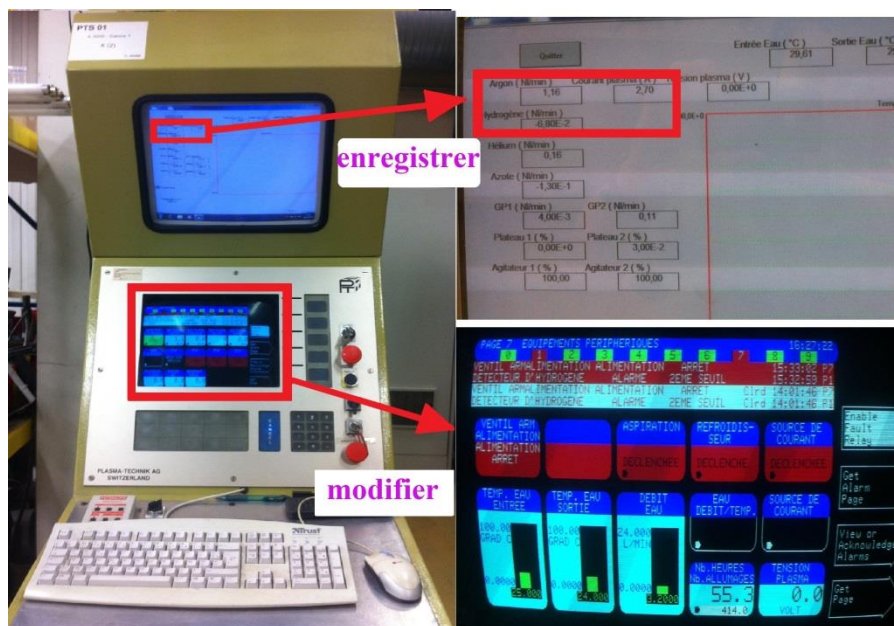


Figure 2.16 Console de contrôle des paramètres de projection

Les caractéristiques des particules en vol (vitesse et température) sont déterminées grâce au système de diagnostic DPV 2000 (TECNAR Automation, St-Bruno, Canada) à la même distance de 120 mm de la sortie de torche (fig. 2.17).

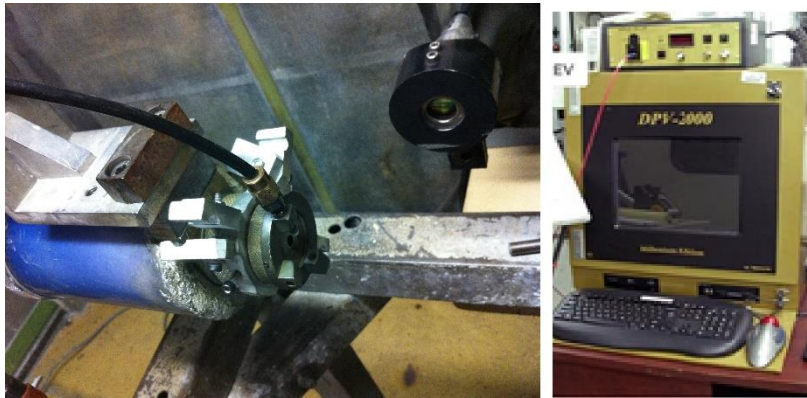


Figure 2.17 Photo du montage de diagnostic des particules en vol (DPV 2000)



Figure 2.18 Photo du porte échantillon

Les substrats (30 mm × 50 mm) en acier 304L sont préparés avant la projection selon la procédure classique de dégraissage et sablage (détaillée chapitre 1.3.2). Ils sont fixés sur le support tournant comme montré sur la figure 2.18. Deux buses d'air comprimé sont installées de part et d'autre de la torche assurant le refroidissement des substrats au cours de la projection (fig. 2.14).

Les paramètres opératoires de projection considérés dans ce travail sont précisés dans le tableau ci-dessous (Tab. 2.4).

Tab. 2.4 Paramètres opératoires

Paramètre	gamme
intensité de courant	de 350 A à 650 A
débit volumique d'argon	de 35 à 52 L/min
débit volumique d'hydrogène	de 0 à 14 L/min
débit du gaz porteur (Ar) de poudre	3 L/min*
débit massique de poudre	22 g.min ⁻¹
nombre de passes	de 10 à 30
vitesse de balayage	12 mm.s ⁻¹

* : débit du gaz porteur est fixé à 3 L/min pour diminuer l'instabilité de trajectoire des particules en vol

2.6.2 Protocole de mesure des propriétés du dépôt

Après projection, les échantillons revêtus sont tronçonnés perpendiculairement au dépôt à l'aide d'une micro tronçonneuse automatique Struers Accutom – 59 équipée d'une meule de type Struers 356 CA adaptée aux matériaux durs comme les céramiques. Le tronçonnage est réalisé avec une vitesse de tronçonnage de 0,020 mm.s⁻¹ et 2500 tr.min⁻¹ comme vitesse de la meule.

Ensuite, les échantillons sont placés dans des moules de 30 mm de diamètre et imprégnés d'une résine époxyde très fluide de type Struers Epofix Resin, BUEHLER 10. La résine est mélangée à un durcisseur (Epo-Thin Hardner, BUEHLER) avec une proportion de 33% en volume dans le mélange. Ce dernier est introduit dans une cloche maintenue sous vide primaire à une pression de 10⁻¹ Pa. La chambre est ramenée à la pression atmosphérique 4 à 5 fois pour permettre l'évacuation des bulles d'air emprisonnées dans la résine. Les échantillons enrobés sont ensuite laissés à la température ambiante pendant une vingtaine d'heures pour garantir la polymérisation complète de la résine.

Le polissage de l'échantillon est un paramètre critique pour l'étude des propriétés du dépôt [14]. Plusieurs papiers à polir (d'émeri) sont utilisés pour travailler la surface de l'échantillon. Dans ce travail, les échantillons ont été polis avec le papier P100 (162 μm de taille moyenne des grains) jusqu'au papier P1500 (12,6 μm de taille moyenne des grains). Un chiffon de polissage a été finalement utilisé pour descendre la gamme de polissage jusqu'à 0,5 μm de taille moyenne des grains.

2.6.2.1 Mesure de la porosité des dépôts

Pour la mesure de porosité, dix photos des microstructures des dépôts ont été prises de manière aléatoire sur différentes zones du dépôt.

La technique utilisée est basée sur l'observation de coupes métallographiques par microscope optique (MO). La forme typique du dépôt réalisé par projection thermique APS est lamellaire, figure 2.19 (a). Sur cette photo, la phase noire correspond aux pores, la phase blanche à TiO_2 et la phase grise à Al_2O_3 .

Pour évaluer le taux de porosité du dépôt, la figure (a) doit être transférée sous la forme d'une photo bi-couleur (blanc / noir), figure 2.19 (b).

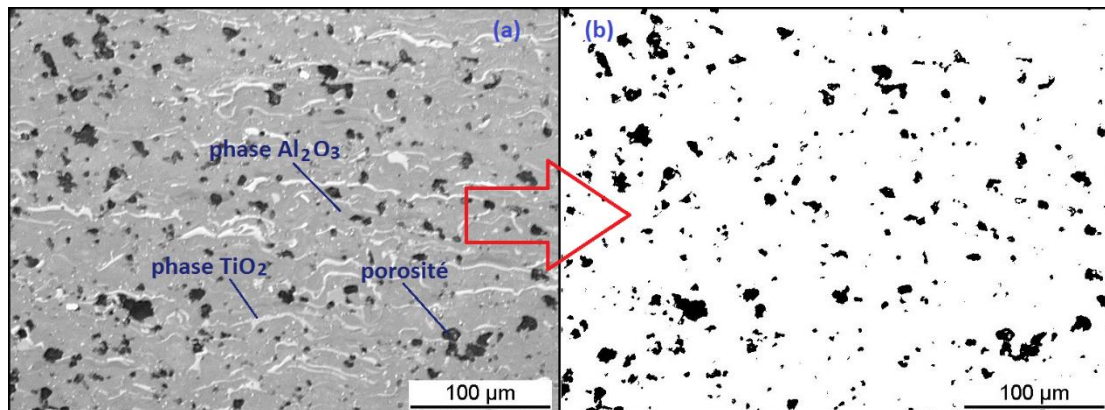


Figure 2.19 Photo typique de la microstructure d'un dépôt APS, obtenue par microscope optique (Al_2O_3 -13 wt.% TiO_2)

Le logiciel nommé 'ImageJ' a été employé pour le traitement des photos, figure 2.20. C'est un logiciel de traitement et d'analyse d'images développé par National

Institutes of Health. Il est écrit en Java et permet d'afficher, d'analyser et de donner les résultats statistiques [15].

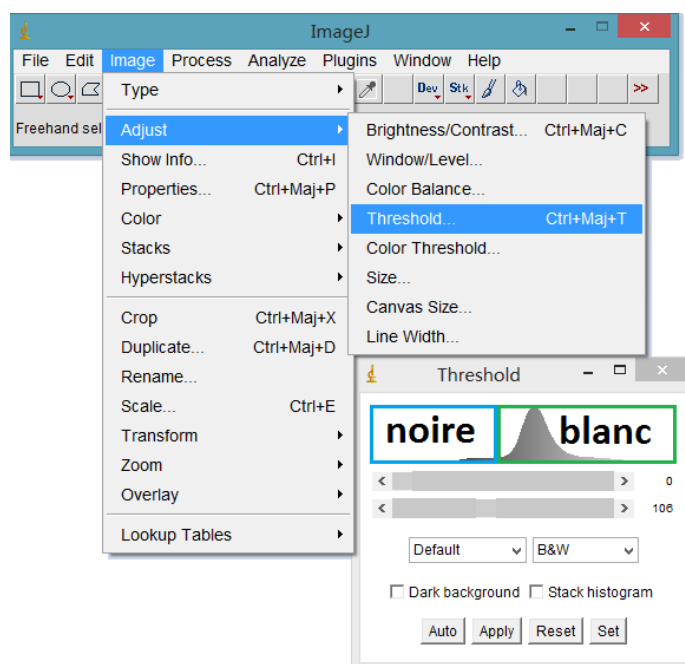


Figure 2.20 Interface ImageJ

Le principe du traitement de la figure 2.19 (a) réside dans la définition de la valeur seuil séparant le noir du blanc. En mathématique, lorsqu'une figure est donnée en indice RGB (Red, Green, Blue), elle se compose de trois matrices de valeur de couleur pour une gamme allant de 0 à 255. Ainsi, la valeur de couleur (de 0 à 255) correspond à l'intensité de la couleur, à savoir par exemple rouge = vert = bleu = 0 conduit à une couleur noire, et rouge = vert = bleu = 255 donne une couleur blanche. Pourtant dans ce travail, toutes les figures de métallographiques optiques du dépôt sont prises en noir et blanc (fig. 2.19 a). Ces photos sont ensuite transférées de 'RGB color' à 'RGB stack', si bien qu'il est alors possible de calculer le nombre de pixels de chaque couleur. Le taux de porosité peut être considéré comme la valeur moyenne du nombre de pixels sur trois couleurs. Pour bien comprendre le principe de cette méthode, une figure versicolore est donnée en fig. 2.21.

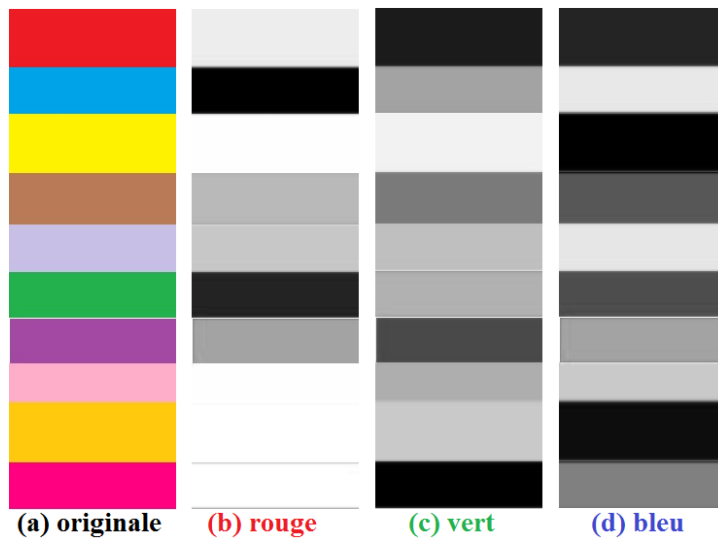


Figure 2.21 Principe du calcul des couleurs RGB

La figure originale en RGB (Fig. 2.21 (a)) peut être décomposée en trois figures correspondantes aux trois couleurs (rouge, vert et bleu). On s'aperçoit bien par cette figure de la différence d'intensité de la couleur grise entre les 3 décompositions et de la difficulté qui va intervenir dans la différenciation des phases du dépôt.

2.6.2.2 Mesure de la dureté des dépôts

Par définition, la dureté d'un matériau se traduit par la résistance qu'oppose une surface de l'échantillon à la pénétration d'un corps plus dur, par exemple une bille ou la pointe d'un microduromètre. Si la résistance à la pénétration est importante, le matériau est considéré comme dur, sinon il est dit mou. Cette dureté se mesure sur différentes échelles selon le type de matériau considéré. Pour un dépôt de type APS, la dureté est souvent évaluée par mesure Vickers. La mesure se fait avec une pointe en diamant pyramidale normalisée de base carrée et d'angle au sommet entre faces égal à 136° (fig. 2.22). L'empreinte a la forme d'un carré, la valeur de la diagonale de ce carré d est mesurée par optique et est utilisée pour calculer la dureté.

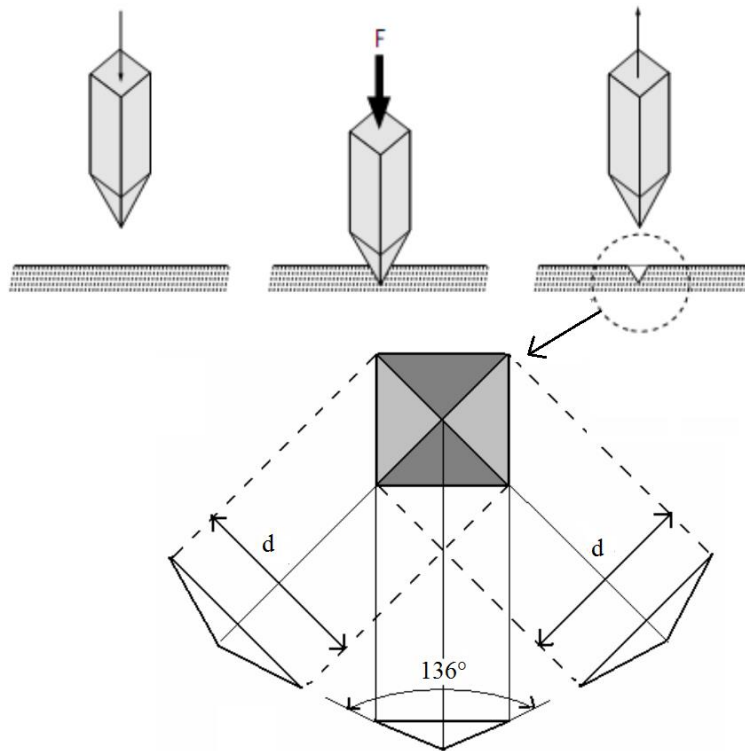


Figure 2.22 Principe de mesure de la dureté Vickers

La dureté de Vickers est alors déterminée à partir de l'équation suivante :

$$HV \cong 0,1854 \cdot \frac{0,152F}{d^2} \quad (\text{éq. 11})$$

Avec HV , la dureté Vickers ; F , la force appliquée (charge) en N; d , la valeur de la diagonale de l'empreinte en mm.

Dans notre travail et généralement pour les dépôts APS, la dureté, indicateur de la cohésion des dépôts, est mesurée par cette méthode sous une charge de 0,3 kgf soit 2,9 N pendant 15 secondes.

2.6.3 Effet des paramètres opératoires sur les caractéristiques des particules en vol

Les caractéristiques des particules en vol sont mesurées et enregistrées pour renseigner la base de données du système expert. Avec les résultats expérimentaux dans le tableau 2.1 (chapitre 2.3.3), il peut être constaté que l'intensité du courant et le débit du gaz total influencent fortement la vitesse des particules en vol [16].

L'évolution de la vitesse des particules en vol (V_p) en fonction des paramètres opératoires est indiquée dans la figure 2.23 (a), (c) et (e) ; l'évolution de la température des particules en vol est donnée dans la figure 2.23 (b), (d) et (f) respectivement.

Quand le débit de gaz total augmente de 35 à 70 L/min, la vitesse augmente de 260 à 360 m.s⁻¹. En conséquence, la vitesse augmente d'environ 2.8 m.s⁻¹ lorsque le débit du gaz total est augmenté de 1 L/min. En ce qui concerne l'effet de l'intensité du courant, la vitesse change de 250 à 320 m.s⁻¹ quand le courant varie de 350 A à 650 A correspondants à près de 0,23 m.s⁻¹ par Ampère. Quand la valeur H₂ / Ar est modifiée, la vitesse des particules reste égale autour de 300 m.s⁻¹. Il est ainsi prouvé que la vitesse des particules en vol est sensible au débit du gaz total et à l'intensité de courant.

La vitesse des particules en vol n'a pas ou peu de dépendance avec H₂ / Ar. En revanche, la température des particules est très sensible au rapport de H₂ / Ar comme indiquée dans la figure 2.23 (f). Il peut être constaté que la température change de 2203 °C à 2460 °C suivant le changement du rapport de H₂ / Ar de 0,06 à 0,39 (# 15 à # 20 dans le tableau 2.1). En considérant l'unité de rapport, l'influence du rapport H₂ / Ar par rapport à la température peut être estimée à 788,79 K par unité. L'intensité du courant a aussi une influence mais plus légère dans l'augmentation de la température des particules en vol. Par contre, le débit de gaz total n'influence pas la température ou une influence très légère, fig. 2.23 (d).

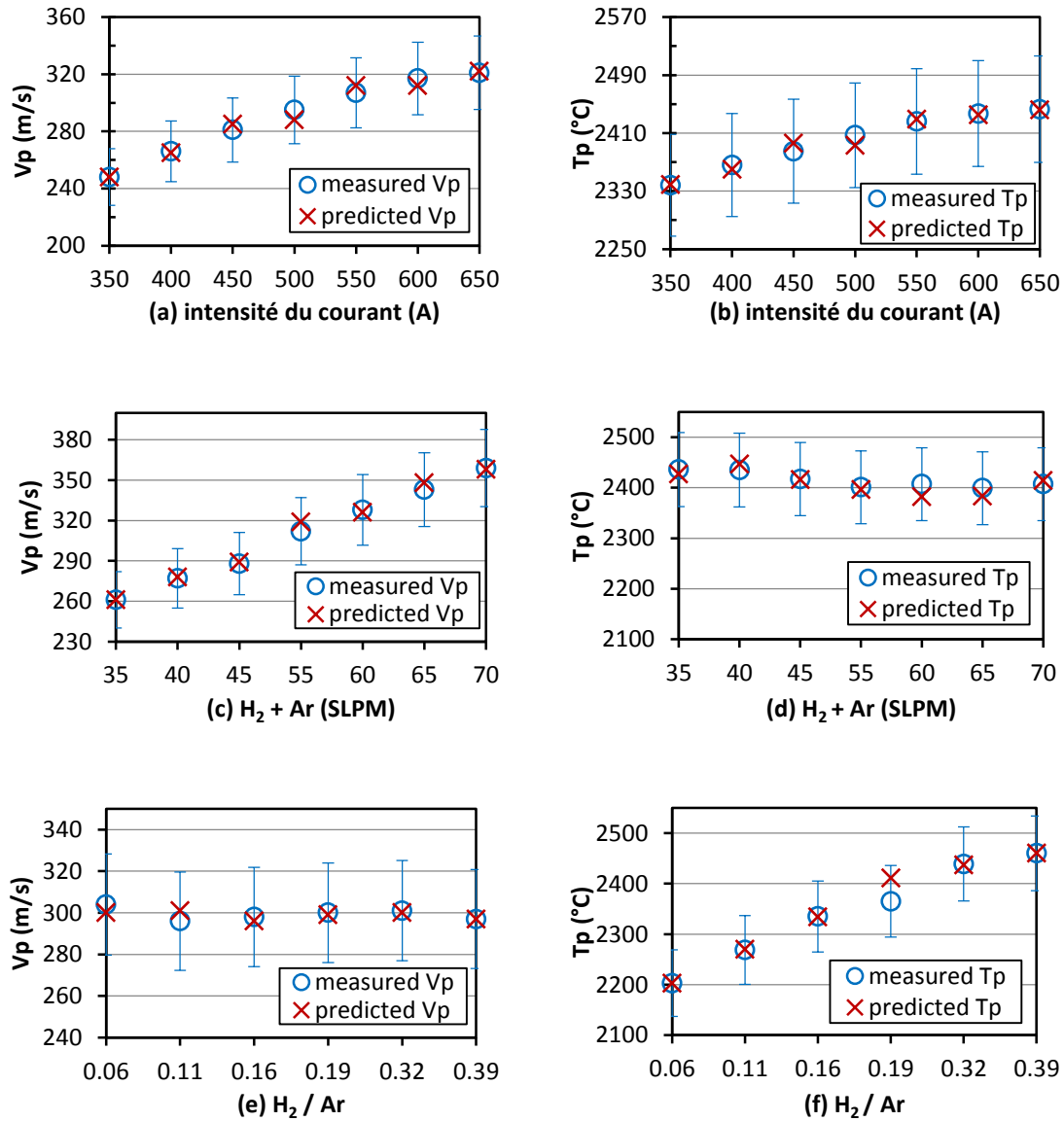


Figure 2.23 Influence des paramètres opératoires sur les caractéristiques des particules en vol

Du numéro # 1 au # 7 dans le tableau 2.1, l'intensité de courant augmente de 350 A à 650 A, la température est de manière correspondante augmentée de 2338 °C à 2436 °C, et il peut être calculé un rendement d'environ 0,35 K par Ampère. Du numéro # 8 à # 14 dans le même tableau 2.1, on remarque une légère décroissance de la température avec le débit du gaz total. De 2436 °C à une valeur minimale d'environ 2400 °C, correspondant aussi à un rendement d'environ -1 K par 1 L/min de gaz plasma.

On s'aperçoit qu'il n'existe pas une relation linéaire simple entre les paramètres opératoires et les caractéristiques des particules en vol. Néanmoins, la recherche d'une relation linéaire a été étudiée pour calculer l'influence de paramètres opératoires sur les caractéristiques des particules en vol, ceci afin de fournir une référence à la construction de l'ensemble des règles floues de la logique floue. Donc, avec ces relations entre les paramètres opératoires et les caractéristiques des particules en vol, le tableau Tab. 2.2 mentionné dans chapitre 2.4.2 peut être donné.

2.6.4 Effet des paramètres opératoires sur le taux de porosité du dépôt

Les relations entre taux de porosité et paramètres opératoires sont clairement observables sur la figure 2.24 : Ainsi, l'augmentation de l'intensité de courant et du taux d'hydrogène s'accompagne d'une nette diminution du taux de porosité donc d'une nette amélioration de la densité du revêtement (fig. 2.24 (a) et (c)). Il peut être constaté que le taux de porosité moyen est réduit de 12% à 5% en augmentant l'intensité de courant de 350 A à 650 A. Le gain d'énergie provenant de l'augmentation du courant d'arc permet d'obtenir une température des particules en vol plus forte, et en conséquence un traitement thermique des particules plus important (meilleur état de fusion des particules).

La même tendance peut être trouvée dans la figure 2.24 (c) avec l'augmentation du débit d'hydrogène dans le mélange plasmagène. La porosité moyenne est diminuée de 14% à environ 6% par augmentation du rapport de H_2 / Ar de 0,06 à 0,39. Les mêmes explications peuvent être apportées à savoir que l'augmentation d'hydrogène dans le mélange conduit à une augmentation de l'enthalpie du jet favorisant le transfert thermique du jet aux particules.

En revanche, on note peu d'influence du paramètre débit total des gaz qui amène à un taux de porosité quasiment stable autour de 8% lorsque le débit total de gaz

passé de 35 à 70 L/min exceptée pour le débit de 40 L/min pour lequel le taux de porosité est largement supérieur (fig. 2.24 (b)). Des phénomènes opposés sont à envisager entre la vitesse des particules plus élevée, un temps de résidence raccourci mais aussi des températures qui augmentent.

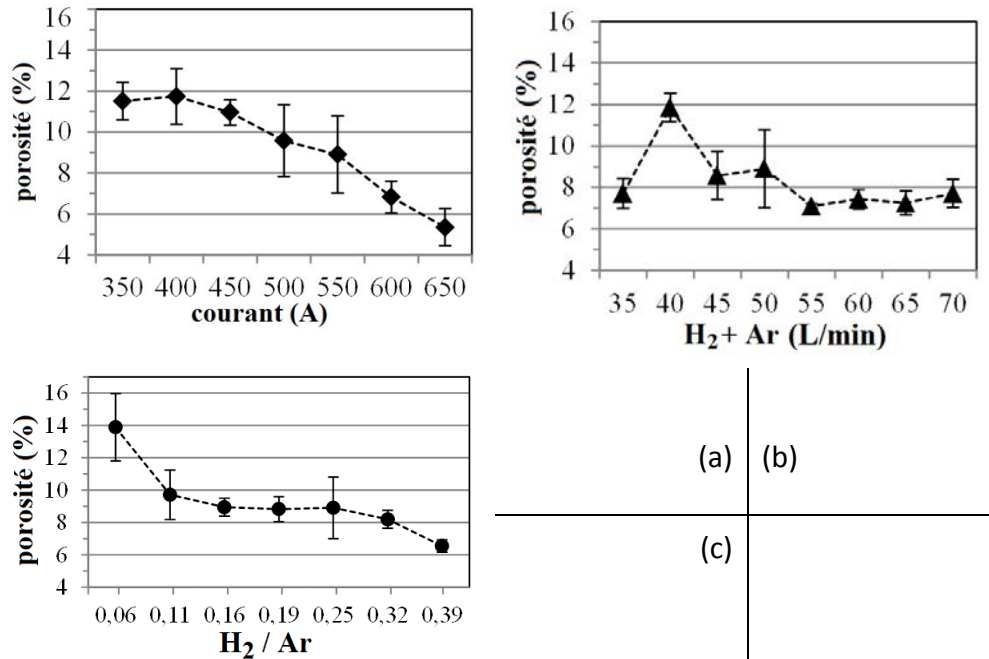


Figure 2.24 Effet des paramètres opératoires sur la porosité du dépôt

2.6.5 Effet des paramètres opératoires sur la dureté du dépôt

L'effet des paramètres opératoires sur la dureté du dépôt a été étudié et indiqué dans le tableau 2.5. Dans ce tableau, le débit du gaz total est modifié selon trois valeurs : 40, 50 et 60 L/min ; le rapport H₂ / Ar est aussi changé selon trois valeurs : 0,1, 0,2 et 0,3 tandis que l'intensité de courant prend les deux valeurs 400 A et 600 A.

Tab. 2.5 Dureté du dépôt ($HV_{0,3}$) en fonction des paramètres opératoires

H_2 / Ar	$H_2 + Ar = 40 \text{ L/min}$		$H_2 + Ar = 50 \text{ L/min}$		$H_2 + Ar = 60 \text{ L/min}$	
	400 A	600 A	400 A	600 A	400 A	600 A
0,1	406 ± 72	706 ± 79	-	-	-	-
0,2	649 ± 71	861 ± 50	529 ± 33	681 ± 67	354 ± 36	578 ± 50
0,3	712 ± 37	984 ± 75	657 ± 27	802 ± 75	565 ± 32	695 ± 28

- : pas de dépôt ou dépôt décollé

Si on s'intéresse tout d'abord à l'effet du rapport H_2 / Ar sur la dureté du dépôt, on constate que la dureté augmente avec l'augmentation du rapport et cela quels que soit le débit de gaz total et l'intensité de courant. Si on fixe maintenant l'intensité de courant et le rapport H_2 / Ar , on constate que la dureté des dépôts diminue avec l'augmentation de gaz total.

Un débit du gaz total plus important s'accompagne d'une vitesse de jet plus important et d'une température de jet plus faible. En conséquence, la température des particules avant l'impact est diminuée entraînant une augmentation du taux de porosité et à l'inverse d'une diminution de la densité du dépôt

Quant à l'effet de l'intensité de courant, à débit de gaz total et rapport H_2 / Ar fixés, son augmentation provoque une augmentation de l'énergie du jet la température du jet augmente, les particules sont mieux traitées thermiquement renforçant la dureté des dépôts.

Combinant l'influence de ces trois paramètres opératoires sur la dureté du dépôt, il conviendra de porter l'intensité de courant et le rapport de H_2 / Ar à un niveau haut, et poser le débit du gaz total à un niveau bas pour obtenir un dépôt dense.

2.7 Conclusions

Dans ce chapitre, un système de contrôle du procédé de projection plasma à l'atmosphère (APS) a été développé en associant les réseaux de neurones artificiels et la logique floue sous logiciel Labview en couplant tout ceci à l'utilisation de Matlab.

Après l'entraînement de ce système effectué à partir des données expérimentales mesurées, le système expert parvient à prédire les données et à réaliser le contrôle automatique du procédé plasma (hors ligne actuellement).

Concernant le cœur de ce système, le module des réseaux de neurones artificiels, il donne la prédiction de la vitesse avec une erreur moyenne de 2,9%, et celle de la température avec une erreur moyenne de 2,6%. Il donne aussi une bonne prédiction sur les paramètres opératoires, l'erreur moyenne est de 1,19% pour l'intensité du courant, de 3,89% pour le débit d'argon, et de 6,44% pour le débit d'hydrogène (correspond une différence maximale de 0,9 L/min sur la mesure de 10L/min). Avec des erreurs inférieures à 7%, on peut estimer que la précision des RNAs est acceptable.

Le module de la logique floue a pour but de surveiller le procédé et de donner la modification des paramètres opératoires selon les prédictions des réseaux de neurones artificiels. La précision du contrôle est déterminée par les règles floues qui permettent de traduire l'ordre du contrôle en forme de langage humain. Les variables d'entrée sont traitées (fuzzification) de valeur exacte en valeur langagière selon l'ensemble des relations langagières, et les variables de sortie sont traitées de valeur langagière en valeur exacte (défuzzification). La base de règles floues est définie manuellement selon les relations mesurées entre propriétés de dépôt – caractéristiques des particules en vol – paramètres du procédé.

Pour le procédé plasma, l'intensité de courant et le rapport de H_2 / Ar renforcent la température des particules en vol tandis que l'augmentation de débit du gaz total diminue légèrement la température des particules ; en parallèle, l'intensité de courant et le débit du gaz total renforcent la vitesse, le rapport de H_2 / Ar provoquant une légère fluctuation. Enfin, pour obtenir un dépôt dense (moins de porosité), il faut augmenter l'intensité de courant et le rapport de H_2 / Ar et simultanément diminuer le débit du gaz total.

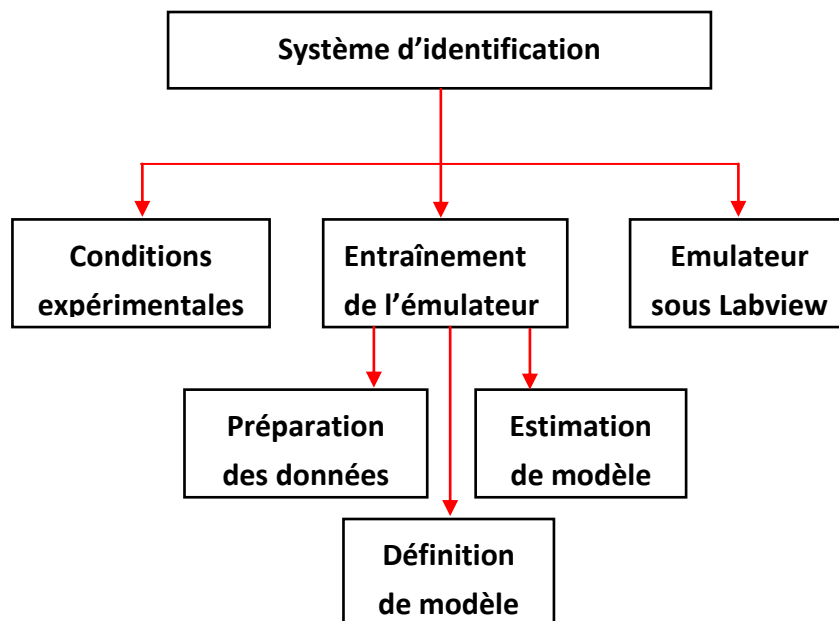
Références du chapitre 2

1. L. Wang, J.C Fang, Z.Y. Zhao, et al, Application of backward propagation network for forecasting hardness and porosity of coatings by plasma spraying. *Surface and Coatings Technology*, 2006. **201**(9-11): p. 5085-5089.
2. S. Datta, D.K. Pratihari, P.P. Bandyopadhyay, Modeling of input-output relationships for a plasma spray coating process using soft computing tools. *Applied Soft Computing*, 2012. **12**(11): p. 3356-3368.
3. S. Guessasma, G. Montavon, C. Coddet, Neural computation to predict in-flight particle characteristic dependences from processing parameters in the APS process. *Journal of Thermal Spray Technology*, 2003. **13**(4): p. 570-585.
4. A.A. Syed, A. Denoirjean, B. Hannoyer, Influence of substrate surface conditions on the plasma sprayed ceramic and metallic particles flattening. *Surface and Coatings Technology*, 2005. **200**(7): p. 2317-2331.
5. R. Hamzaoui, M. Cherigui, S. Guessasma, et al, Artificial neural network methodology: Application to predict magnetic properties of nanocrystalline alloys. *Materials Science and Engineering B*, 2009. **163**(1): p. 17-21.
6. S. Guessasma, G. Montavon, P. Gougeon, et al, Designing expert system using neural computation in view of the control of plasma spray processes. *Materials and Design*, 2003. **24**(7): p. 497-502.
7. T.A. Choudhury, N. Hosseinzadeh, C.C. Berndt, Improving the generalization ability of an artificial neural network in predicting in-flight particle characteristics of an atmospheric plasma spray process. *Journal of Thermal Spray Technology*, 2012. **21**(5): p. 935-949.
8. S. Guessasma, G. Montavon, C. Coddet, Modeling of the APS plasma spray process using artificial neural networks: basis, requirements and an example. *Computational Materials Science*, 2004. **29**(3): p. 315-333.
9. A.F. Kanta, G. Montavon, M.P. Planche, et al, Artificial neural networks implementation in plasma spray process: Prediction of power parameters and in-flight particle characteristics vs. desired coating structural attributes. *Surface and Coatings Technology*, 2009. **203**(22): p. 3361-3369.
10. J.G. Monicka, N.O. Sekhar, K.R. Kumar, Performance Evaluation of Membership Functions on Fuzzy Logic Controlled AC Voltage Controller for Speed Control of Induction Motor Drive. *International Journal of Computer Applications*, 2011. **13**(5): p. 8-12.
11. A.F. KANTA, Développement d'un système expert basé sur l'intelligence artificielle pour la prédiction et le contrôle du procédé de projection plasma, 2007,
12. wikipédia. alumine. Disponible en ligne: <http://fr.wikipedia.org/wiki/Alumine>.
13. C. Chadsford, TITANIUM DIOXIDE (Rutile), TiO₂.
Disponible en ligne: <http://www.almazoptics.com/TiO2.htm>.

14. R.S Eriksen, M. Arentoft, J. Gronbaek, N. Bay, Manufacture of functional surfaces through combined application of tool manufacturing processes and Robot assisted polishing. *CIRP Annals-Manufacturing Technology*, 2012. **61**(1): p. 563-566.
15. NIH. ImageJ. Disponible en ligne: <http://rsb.info.nih.gov/ij/>.
16. C. Tekmen, Y. Tsunekawa, M. Okumiya, Effect of plasma spray parameters on in-flight particles characteristics and in-situ alumina formation. *Surface and Coatings Technology*, 2008. **203**(3-4): p. 223-228.

Chapitre 3:

Systeme d'identification



3.1 Introduction

Dans le cadre de ce travail, un émulateur a été construit sous forme de logiciels avant sa réalisation pratique. Cet émulateur se compose de trois parties, comme représentées sur la figure 3.1 :

La partie « entrée de signal » : elle permet de générer soit un signal périodique (de type carré / trigonométrique / triangle avec ou sans bruit blanc) qui simule la performance du capteur, soit un signal constant qui peut être utilisé pour prédire les caractéristiques des particules en vol.

La partie « fonctionnement » : un module du système d'identification est importé et employé pour calculer la sortie. Ce module a été pré-entraîné sous Matlab, et les données sont enregistrées dans un fichier qui sera importé dans l'émulateur sous format Labview en forme Mathscript (qui permet de réaliser un calcul complexe et un fonctionnement complexe aussi, et d'être codé en style Matlab). Un modèle non linéaire autorégressif externe (NLARX, équation 11 - chapitre 1) est utilisé pour entraîner le module du système d'identification. Pour simuler de façon correcte la dynamique du système, une banque de données expérimentales a été élaborée et elle sera employée pour entraîner ce modèle NLARX. La structure du réseau choisi dépend fortement de son architecture qui sera l'élément déterminant pour sa performance en production.

Ainsi, en fonction de la caractéristique des systèmes si linéaires ou non linéaires, si statiques ou dynamiques, le réseau doit être conçu en conséquence. Ici, la prédiction des caractéristiques des particules en vol ou des caractéristiques du jet de plasma est liée à un comportement dynamique, rapide et non linéaire ce qui signifie que la structure de réseau récurrent doit être choisie pour répondre de façon satisfaisante aux résultats prévisionnels. La structure NLARX peut prendre en compte la dynamique du système en alimentant les sorties du réseau précédent. Naturellement, cette structure doit permettre également à l'utilisateur de définir le nombre de sorties antérieures et le pas de temps de l'entrée le mieux adapté pour représenter

la dynamique de ce système. Dans ce travail, le modèle NLARX a été appliqué car approprié au phénomène de non-linéarité présent en projection.

La partie «sortie » : la simulation est affichée et transmise de la sortie au système expert pour développer le cycle hors ligne.

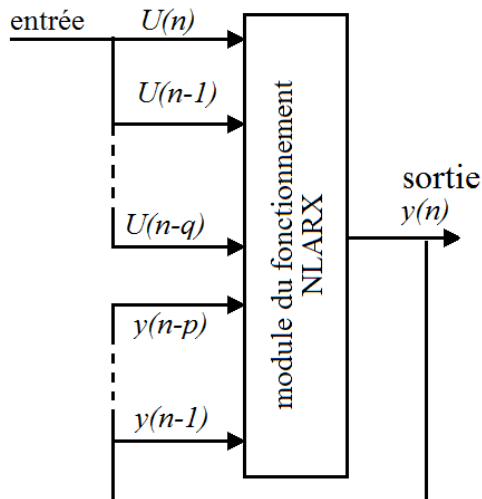


Figure 3.1 Composition du Système d'Identification [1]

3.2 Conditions expérimentales

Afin de construire la base de données nécessaire au système d'identification, différentes expériences ont été conduites pour obtenir des valeurs mesurées. Les conditions de ces expériences restent identiques aux conditions utilisées pour développer le système expert (mentionnées en section 2.1 du chapitre 2). Ces expériences se divisent en deux sections (table 3.1) :

- la première section, de l'essai # 1 à l'essai # 30 : le débit du gaz total ($H_2 + Ar$) et le rapport (H_2 / Ar) sont considérés comme les variables d'entrée du procédé
- la deuxième section, de l'essai # 31 à l'essai # 60 : le débit d'argon et le débit d'hydrogène sont considérés comme les variables d'entrée du procédé.

Tab. 3.1 Conditions expérimentales

essai	intensité (A)	débit total (Ar + H ₂) (L/min)	rapport (H ₂ / Ar)		essai	intensité (A)	débit Ar (L/min)	débit H ₂ (L/min)
1	650	57	0,1		31	650	52	5
2	650	57	0,35		32	650	52	12
3	350	57	0,1		33	350	52	5
4	350	57	0,35		34	350	52	12
5	650	35	0,35		35	650	30	12
6	650	35	0,1		36	650	30	5
7	350	57	0,35		37	350	52	12
8	350	35	0,1		38	350	30	5
9	350	57	0,35		39	350	52	12
10	350	35	0,1		40	350	30	5
11	350	57	0,35		41	350	52	12
12	350	57	0,1		42	350	52	5
13	650	35	0,1		43	650	30	5
14	350	57	0,1		44	350	52	5
15	650	35	0,1		45	650	30	5
16	650	35	0,35		46	650	30	12
17	650	35	0,35		47	650	30	12
18	650	35	0,1		48	650	30	5
19	650	35	0,35		49	650	52	12
20	350	35	0,1		50	350	30	5
21	650	35	0,35		51	650	30	12
22	350	35	0,35		52	350	30	12
23	650	35	0,1		53	650	30	5
24	650	57	0,35		54	650	52	12
25	350	35	0,1		55	350	30	5
26	350	57	0,35		56	350	52	12
27	350	57	0,35		57	350	52	12
28	650	57	0,1		58	650	52	5
29	650	57	0,35		59	650	52	12
30	350	35	0,1		60	350	30	5

Pour saisir l'influence des paramètres opératoires et diminuer le nombre d'expériences, tous les paramètres sont définis pour deux valeurs uniquement et leur organisation est aléatoire [2, 3]. Par exemple, l'intensité de courant a été fixée à 350 A et 650 A dans chacune des deux sections et tous les facteurs gazeux possèdent les

deux niveaux qui sont un niveau bas et un niveau haut. Dans la section 1, le débit du gaz total est 35 et 57 L/min, le rapport H₂/Ar est 0,1 et 0,35. Dans la section 2 maintenant, le débit d'argon est 30 et 52 L/min et le débit d'hydrogène est 5 et 12 L/min. Un intervalle du temps 40 secondes a été imposé après chaque essai.

En correspondance avec ces deux sections, un nombre de points de données peut être déterminé : la section 1 s'étend du point de donnée numéro # 1 jusqu'au point numéro # 1492, la section 2 commence au point de donnée # 1493 pour finir au point de donnée numéro # 2928.

3.3 Traitement des données

Les données des paramètres opératoires proviennent des capteurs qui acquièrent automatiquement et chaque seconde les valeurs de l'intensité de courant, du débit d'argon et du débit d'hydrogène. Malheureusement ce temps d'acquisition d'une seconde n'est pas régulier et les durées varient jusqu'à 1,23 s modifiant en conséquence le pas d'échantillonnage. En parallèle à ces acquisitions, les caractéristiques des particules en vol sont mesurées par DPV 2000 et enregistrées chaque seconde aussi dans la mémoire du PC du système commercial. Le pas d'échantillonnage stipulé à une seconde est fluctuant et peut aussi varier jusqu'à 1,5 s. Donc pour uniformiser les données issues de ces capteurs et ramener les pas d'échantillonnage à une valeur unique de 1 s, une interpolation linéaire a été réalisée. La figure 3.2 illustre son principe et présente trois points de données A₁, A₂ et A_x. Les points A₁ et A₂ sont connus, mais le point A_x correspondant au temps régulier de 1 s est à déterminer.

Selon la relation linéaire suivante, la valeur v_x peut être interpolée avec le temps t_x :

$$v_x = v_1 + \frac{v_2 - v_1}{t_2 - t_1} t_x \quad (\text{éq. 12})$$

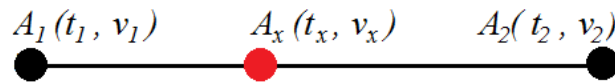


Figure 3.2 Interpolation des données

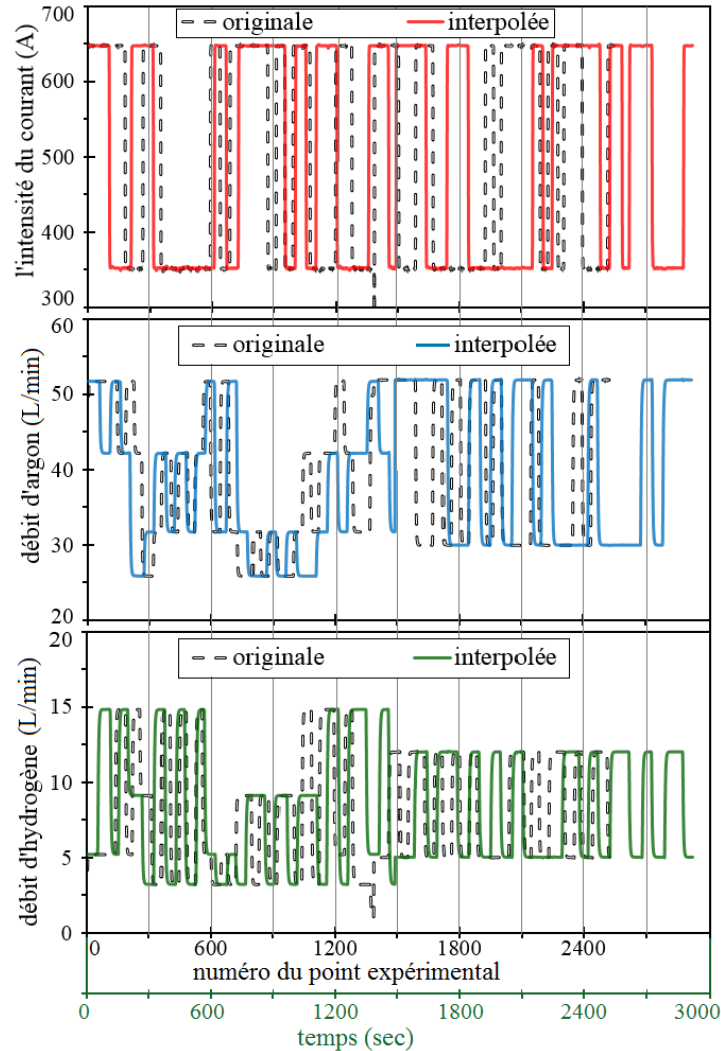


Figure 3.3 Paramètres opératoires avec et sans interpolation

Les courbes sur la figure 3.3 représentent l'évolution en fonction du point de donnée des paramètres originaux non traités et ceux obtenus après interpolation. L'axe horizontal noir correspond aux courbes originales (exprimé en numéro de point expérimental), l'axe vert horizontal est pour les courbes interpolées (exprimé en seconde). On a une différence évidente entre la courbe originale et la courbe interpolée pour chacun de paramètres opératoires.

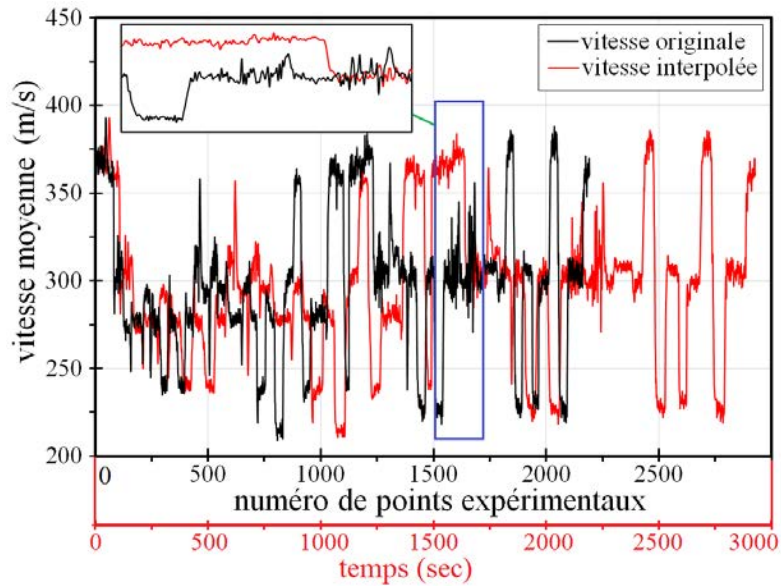


Figure 3.4 (a) Vitesse des particules en vol avec et sans interpolation

Comme pour les paramètres opératoires, cette interpolation a été réalisée pour les caractéristiques des particules en vol à savoir la vitesse moyenne des particules et la température, figure 3.4 (a) et (b) avec la couleur noire pour la courbe originale et la couleur rouge pour la courbe interpolée. L'axe horizontal noir correspond aux courbes originales (exprimé en numéro de points expérimentaux), l'axe vertical horizontal est pour les courbes interpolées (exprimé en seconde). Dans ces figures (fig. 3.4 (a) et (b)), les essais de # 1 à # 1492 concernent la section 1 du tableau 3.1, et les essais de # 1493 à # 2928 concernent la section 2.

Les paramètres opératoires (courant, débit d'argon et débit d'hydrogène) du procédé sont employés comme les variables d'entrée de l'émulateur ; les caractéristiques des particules en vol sont utilisées comme ses variables de sortie. Afin de simuler la réponse du système, les variables d'entrée et de sortie doivent être uniformisées dans le domaine temporel. En effet, avant l'interpolation, les paramètres opératoires (courbes noires, fig. 3.3) et les caractéristiques (courbes noires, fig. 3.4 (a) et (b)) sont toutes les deux définies à partir de 2200 points de données. Cependant leur distribution temporelle n'est pas la même à savoir que par exemple, les données des paramètres opératoires apparaissent aux instants 0, 0,8 s, 1,5 s, 2,1 s, 3,0 s ..., alors que les données des caractéristiques de particule en vol sont retenues aux instants 0,

0,9 s, 1,9 s, 2,6 s, 3,8 s, Cette différence temporelle entre ces deux données bien que faible se traduit par d'importantes variations pour le système d'identification.

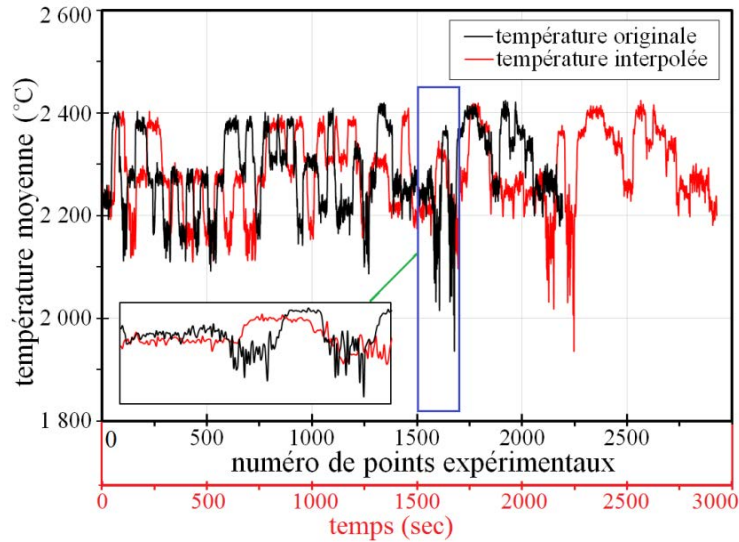


Figure 3.4 (b) Température des particules en vol avec et sans interpolation

Aussi après l'interpolation linéaire, les paramètres opératoires et les caractéristiques des particules en vol sont définis chacun sur des instants réguliers de 1 s. Cette interpolation permet alors de maintenir l'information originale contenue dans les données du système et de prendre en compte sa caractéristique dynamique.

3.4 Entraînement de l'émulateur

L'émulateur est pré-entraîné grâce aux données expérimentales afin d'aboutir à une bonne évaluation et une bonne optimisation du système d'identification. Le processus d'entraînement de l'émulateur se compose de quatre étapes que l'on va détailler successivement:

- (1) – la préparation des données
- (2) – la définition du modèle
- (3) – le calcul
- (4) – l'analyse du résultat

Un outil d'entraînement du système d'identification sous Matlab a été employé, cet outil permet d'entraîner l'émulateur facilement et rapidement suivant ces quatre étapes.

3.4.1 Préparation des données

Dans l'environnement Matlab, l'outil du système d'identification est inséré comme un élément supplémentaire du programme principal qui peut être appelé soit par ordre 'ident', soit fiché dans la boîte à outil (cadres rouges de la fig. 3.5).

Les données utilisées dans cet outil doivent être mises sous la forme 'iddata' (type de données sous Matlab qui permet de grouper l'entrée et la sortie sur un intervalle de temps considéré [4]).

Pour définir une donnée 'iddata', l'ordre 'data = iddata(y,u,Ts)' est utilisé (exemple ci-dessous) :

```
1 data=iddata(output,input,1);
2 data.outputname={'vitesse','température'};
3 data.outputunit={'m/s','°C'};
4 data.inputname={'argon','hydrogène','courant'};
5 data.inputunit={'L/min','L/min','A'};
6 data.timeunit='s';
```

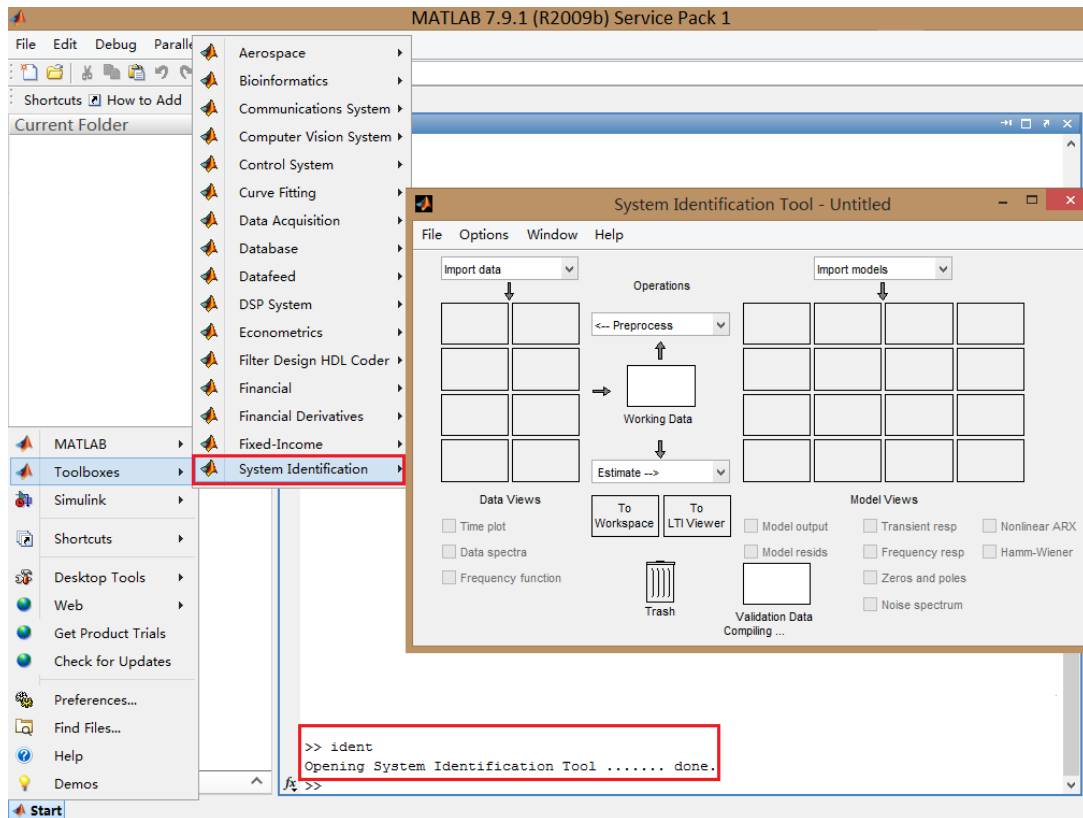


Figure 3.5 Outil d'entraînement du Système d'Identification

Avec *input* (*u*) pour les données d'entrée interpolées (paramètres opératoires) et *output* (*y*) pour les données de la sortie interpolées (caractéristiques des particules en vol), *Ts* pour le temps d'échantillonnage des données de 'iddata'. Ces six codes définissent les détails des données 'data' ci-dessous :

- 1 Time domain data set with 2927 samples.
- 2 Sample time: 1 second
- 3 Outputs Unit (if specified)
- 4 Vitesse m/s
- 5 Température °C
- 6 Inputs Unit (if specified)
- 7 Argon L/min
- 8 Hydrogène L/min
- 9 Courant A

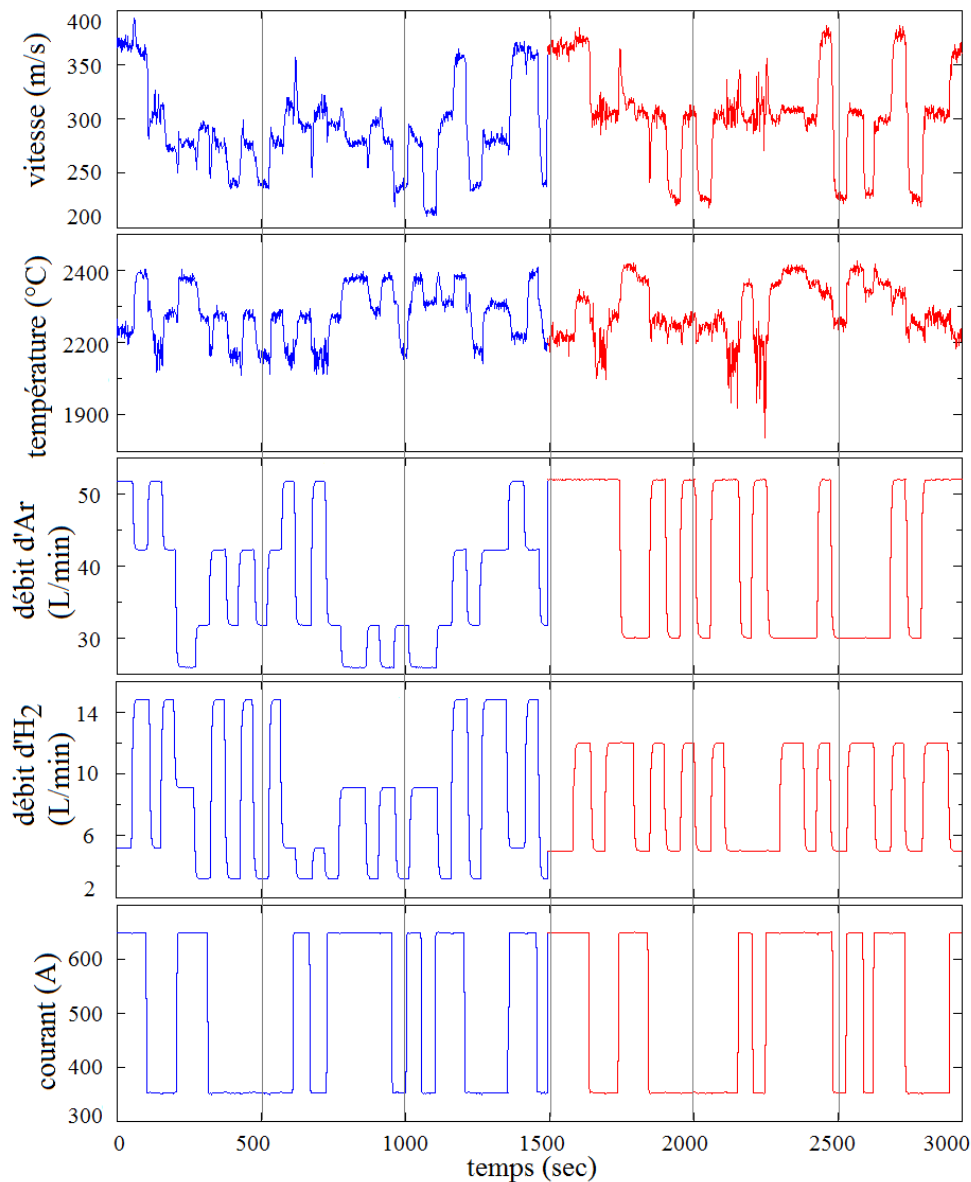


Figure 3.6 Parcellisation de la donnée 'data' dans l'outil d'entraînement du Système d'Identification

A partir de cela, la donnée 'data' peut être importée dans l'outil et ensuite traitée. La figure 3.6 montre la parcellisation de la donnée 'data' en cinq sous-graphiques représentant respectivement vitesse, température, débit d'argon, débit d'hydrogène et intensité de courant. Les courbes bleues décrivent les données issues du test du modèle, les courbes rouges décrivent celles issues de la vérification de modèle. Dans ces graphiques, la différence entre ces deux courbes est évidente.

Au début de l'entraînement, quelques opérations doivent être effectuées sur les données afin de diminuer l'erreur sur le résultat.

3.4.2 Définition du modèle non linéaire autorégressif externe (NLARX)

La structure de l'outil du système d'identification est affichée dans la figure 3.7. Pour le modèle de NLARX, l'entrée et la sortie sont utilisées pour évaluer le facteur 'regressor' du modèle. Il y a deux blocs dans ce modèle : un bloc non linéaire et un bloc linéaire (cadre orange, fig. 3.7).

Le modèle NLARX inclut plusieurs paramètres qui doivent être prédéfinis empiriquement et optimisés selon le résultat précédemment trouvé. La définition du modèle concerne différentes grandeurs comme :

- L'unité de régression du bloc (cadre vert, fig. 3.7) noté \mathbf{p} qui sera utilisé comme les variables définies dans le cadre orange avec t le pas d'échantillonnage. Dans ce cas, \mathbf{p} peut être décrit par l'équation $\mathbf{p} = \text{paramètre}(t - \mathbf{d} - (n - 1))$ et représente des variables mentionnées dans ce travail (débit Ar, débit H₂, intensité du courant, température et vitesse)
- Le délai (cadre rouge, fig. 3.7) noté \mathbf{d} , dont la valeur détermine celle des variables dans \mathbf{p} . Si on change le délai de 1 à 2 à n constant, \mathbf{p} est modifié et les termes de 'regressor' sont aussi modifiés. Ainsi, on voit qu'une valeur forte de ce délai (\mathbf{d}) correspond à une grande différence du temps entre l'entrée et la sortie du modèle
- Le nombre de termes (cadre bleu, fig. 3.7) noté comme \mathbf{n} , qui correspond au nombre de termes de l'unité de 'regressor'. Le nombre de termes (\mathbf{n} , 'regressor') influence la précision du modèle, sa valeur doit être un nombre entier positif. Plus de termes implique plus de données d'entrée pour prédire la sortie, donc plus de précision, mais aussi temps de calcul plus long. Le modèle se complexifie, sa tolérance devient plus faible

- Le type de réseau (cadre violet, fig. 3.7) qui permet de déterminer quel algorithme sera utilisé. Dans l'outil développé, plusieurs types de réseaux existent qui fixent l'algorithme du modèle : réseau d'ondelettes, réseau de partition, réseau sigmoïde, réseau de neurones. Parmi ces réseaux, le réseau de type d'ondelettes permet de traiter le cas d'une cible fluctuante similaire à celle produite par le procédé de projection plasma [5].

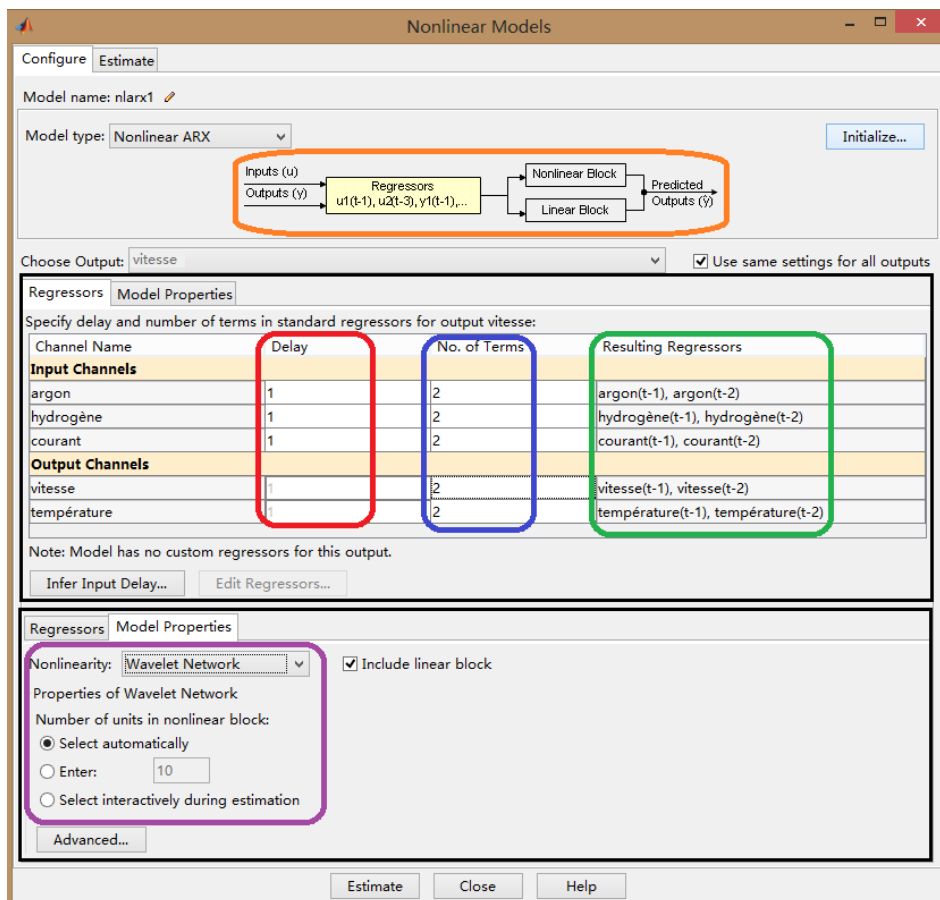


Figure 3.7 Définition du modèle NLARX et représentation

3.4.3 Calcul du modèle

De nombreux essais expérimentaux ont été réalisés pour trouver la meilleure combinaison possible des paramètres opératoires. Les termes de 'regressor' se divisent en deux parties : les termes d'entrée pour le débit d'argon, débit

d'hydrogène et l'intensité du courant ; les termes de sortie pour la température et la vitesse. Pour chaque terme, d'entrée ou de sortie, on peut modifier le nombre de coefficients pour améliorer la performance du modèle. Ainsi, le nombre de coefficients pour les termes d'entrée (cadre bleu, fig. 3.7) s'évalue dans une plage allant de 1 à 5 (trop de coefficients impliquent une itération trop longue), et le nombre de coefficients pour les termes de sortie (cadre bleu, fig. 3.7) se situe dans la plage 0 – 2. Le délai varie dans la plage 0 – 5 s (écart temporel entre valeur précédente et actuelle). Le pourcentage d'acceptation a été calculé pour la température et la vitesse qui représentent la capacité de simulation du fonctionnement de la torche plasma. Sa valeur en pourcentage est évaluée à partir de l'algorithme des moindres carrés (least square) qui permet de trouver la fonction qui minimise la somme de carrés des erreurs. Les résultats sont présentés dans le tableau 3.2, les relations entre les trois paramètres opératoires et le pourcentage d'acceptation peuvent être mis en évidence.

Tab. 3.2 Paramètres du modèle

essai	délai	nombre de coefficients pour les termes d'entrée	nombre de coefficients pour les termes de sortie	pourcentage d'acceptation	
				température	vitesse
1	0	1	0	57.60	70.42
2			1	63.34	78.65
3			2	59.46	78.74
4		2	0	62.76	71.18
5			1	63.17	75.77
6			2	61.11	74.71
7		3	0	64.15	73.63
8			1	62.46	77.82
9			2	60.57	78.09
10		4	0	66.76	76.86
11			1	62.93	77.90
12			2	60.17	77.76
13		5	0	68.61	78.52
14			1	61.29	76.95
15			2	62.31	76.53

16	1	1	0	61,07	73,46
17			1	63,88	75,22
18			2	61,51	77,09
19		2	0	65,57	74,23
20			1	63,97	77,18
21			2	61,08	77,25
22		3	0	66,27	74,98
23			1	62,93	76,48
24			2	62,42	77,31
25		4	0	68,54	78,50
26			1	61,60	77,32
27			2	62,63	77,00
28		5	0	69,98	79,44
29			1	64,01	76,48
30			2	62,41	77,20
31	2	1	0	62,65	76,89
32			1	63,78	77,46
33			2	60,25	77,60
34		2	0	67,86	77,38
35			1	61,85	76,96
36			2	61,39	77,52
37		3	0	69,37	77,21
38			1	59,19	77,02
39			2	62,31	76,37
40		4	0	70,18	79,59
41			1	63,72	76,43
42			2	61,64	75,66
43		5	0	70,81	79,75
44			1	62,94	75,21
45			2	62,62	76,94
46	3	5	0	71,19	80,00
47	4		0	71,28	79,56
48	5		0	71,08	78,26
49	3	6	0	69,97	79,60
50		7	0	69,89	79,70
51		8	0	70,36	79,99
52		9	0	70,02	79,94
53		10	0	69,65	79,87

Ainsi, il apparaît que :

(1) Les précisions de prédiction de température et de vitesse peuvent être renforcées par l'augmentation du nombre de coefficients pour les termes d'entrée. Quand le délai et le nombre de coefficients pour les termes de sortie sont fixés, une tendance à l'augmentation de la prédiction de la température comme de la vitesse se dessine. Les précisions de prédiction (température et vitesse) sont représentées en fonction du nombre de coefficients pour les termes d'entrée sur la figure 3.8. Pour la température et pour la vitesse, la précision de prédiction augmente jusqu'à 71 % et 80 % respectivement lorsque le nombre de coefficients pour les termes d'entrée augmente de 1 à 5. Quand le nombre de coefficients pour les termes d'entrée est supérieur à 5, il n'y a plus de changement significatif et les précisions de prédiction fluctuent autour de ces pourcentages maximum 80 % et 71 % respectivement. Pour la suite, le nombre de coefficients pour les termes d'entrée sera donc fixé à 5.

(2) L'augmentation du nombre de coefficients pour les termes de sortie diminue la précision de la prédiction de température mais augmente la précision de la prédiction en vitesse. Ce phénomène est trouvé dans les régions allant de l'essai # 1 à l'essai # 12 (délai 0, nombre de coefficients pour les termes d'entrée de 1 à 4) et de l'essai # 16 à l'essai # 24 (délai 1, nombre de coefficients pour les termes d'entrée de 1 à 3), Tab. 3.2. En augmentant le nombre de coefficients pour les termes d'entrée jusqu'à 5, une tendance à la diminution pour les deux données température et vitesse est observable de l'essai # 13 à l'essai # 14 et # 15, et de l'essai # 28 à l'essai # 29 et à # 30. Cela signifie alors que le modèle devient plus performant lorsque le nombre de coefficients pour les termes de sortie est 0.

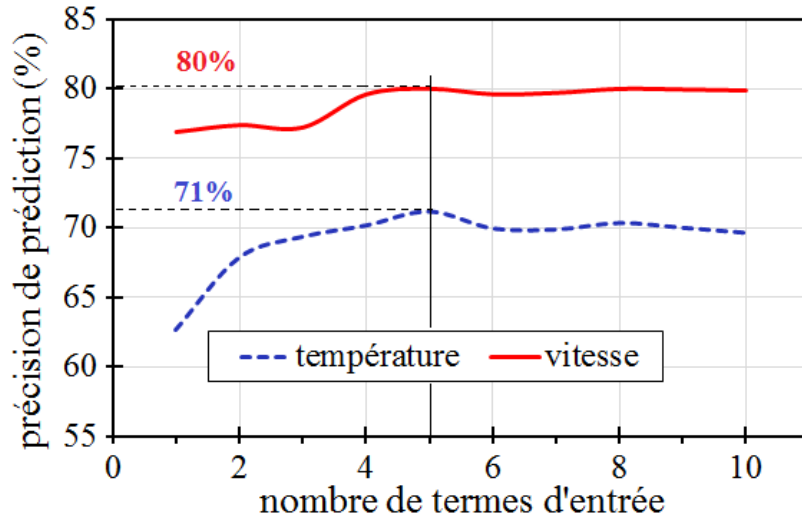


Figure 3.8 Influence du nombre de coefficients pour les termes d'entrée vis-à-vis de la précision de prédiction

(3) L'influence du délai sur la précision de prédiction peut être observée par les essais # 13, # 28, # 43, # 46, # 47 et # 48 du Tab. 3.2, sur la figure 3.9. On remarque que lorsque le délai augmente de 0 à 3, la précision de prédiction de température et de vitesse augmentent jusqu'à atteindre les valeurs maximum de 71 % et 80 % respectivement. Lorsque ce délai continue à augmenter de 3 à 5, les précisions de prédiction de ces deux grandeurs diminuent et cela un peu plus fortement pour la vitesse que pour la température. Afin de partir sur la meilleure précision de prédiction en température et en vitesse, le délai a donc été fixé à 3.

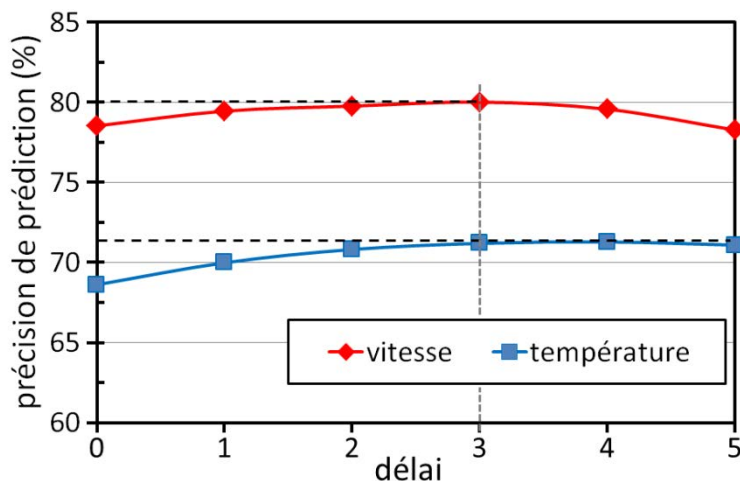


Figure 3.9 Influence du délai sur la précision de prédiction

Avec la combinaison des trois paramètres mentionnés ci-dessus, le détail du modèle NLARX est affiché ci-dessous :

```
1  Non linéaire ARX avec 2 sorties et 3 entrées
2  Entrées: argon, hydrogène, courant
3  Sorties: vitesse, température
4  Regressors standard correspondant à l'ordre:
5      na = [0 0; 0 0] % nombre de termes de sortie
6      nb = [5 5 5; 5 5 5] % nombre de termes d'entrée
7      nk = [3 3 3; 3 3 3] % délai
8      pas de regressor défini par client
9      non linéaire regressors:
10     pour première sortie: % vitesse
11         argon(t-3)
12         argon(t-4)
13         argon(t-5)
14         argon(t-6)
15         argon(t-7)
16         hydrogène(t-3)
17         hydrogène(t-4)
18         hydrogène(t-5)
19         hydrogène(t-6)
20         hydrogène(t-7)
21         courant(t-3)
22         courant(t-4)
23         courant(t-5)
24         courant(t-6)
```



```
25      courant (t-7)
26      POUR deuxième sortie: % température
27      argon (t-3)
28      argon (t-4)
29      argon (t-5)
30      argon (t-6)
31      argon (t-7)
32      hydrogène (t-3)
33      hydrogène (t-4)
34      hydrogène (t-5)
35      hydrogène (t-6)
36      hydrogène (t-7)
37      courant (t-3)
38      courant (t-4)
39      courant (t-5)
40      courant (t-6)
41      courant (t-7)
42      non linéaire estimateurs:
43      pour sortie 1: wavenet avec 16 unités
44      pour sortie 2: wavenet avec 20 unités
```

3.4.4 Prédiction du modèle

Le modèle bâti précédemment a été utilisé pour simuler la température et la vitesse. La différence de prédiction est évaluée. Les valeurs de température prédite (courbe rouge) et les valeurs de température expérimentale obtenues après interpolation (courbe noire) sont données en fonction du temps, figure 3.10.

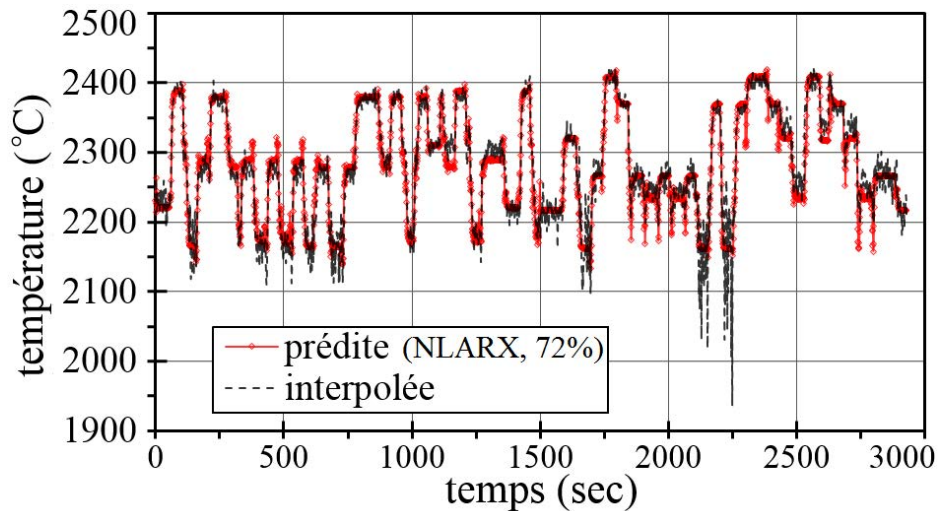


Figure 3.10 Comparaison entre température prédite et température expérimentale

D'importantes différences entre ces deux valeurs de température peuvent être observées en particulier dans la région [2100 - 2250 s] correspondant à l'essai # 42, # 43 et # 44 (fig. 3.11). Cette région peut être divisée en trois zones :

- La zone 1 représente un fonctionnement avec un débit d'hydrogène et une intensité de courant minimum (5 L/min, 350 A) et un débit d'argon au contraire maximum (52 L/min)
- La zone 2 correspond au fonctionnement avec un débit d'hydrogène minimum (5 L/min), un débit d'argon diminué (30 L/min) et une intensité augmentée au maximum (650 A)
- La zone 3 concerne un fonctionnement avec un débit d'hydrogène encore minimum (5 L/min), un débit d'argon ré-augmenté (52 L/min), une intensité de courant à nouvelle minimale (350 A).

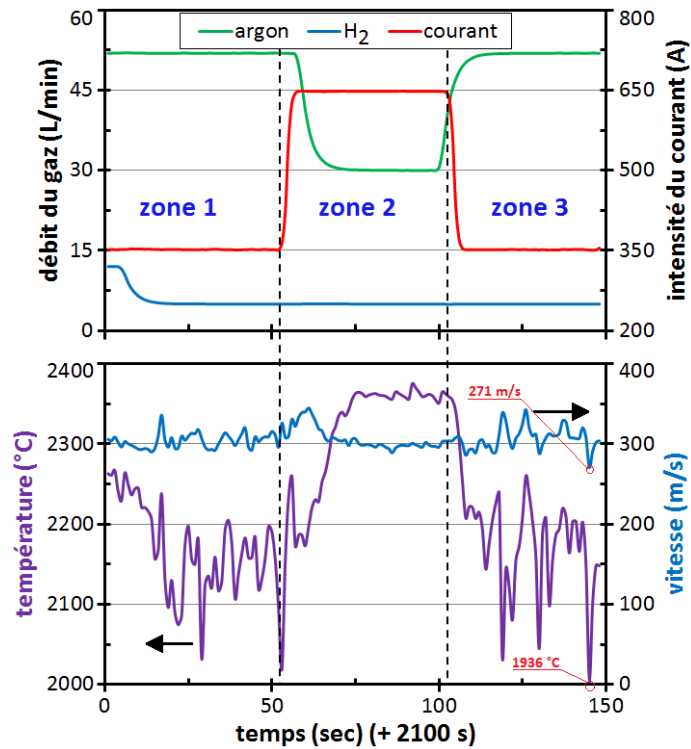


Figure 3.11 Zoom de la région [2100, 2500 s]

Dans les zones 1 et 3, l'énergie du jet est faible (21 KW) mais dans la zone 2, cette énergie du jet atteint jusqu'à 34,5 KW. Les conséquences de ces changements d'énergie sur le plasma se traduisent par des modifications sur la température de surface des particules en vol qui varie entre 1936 °C et 2200 °C. On constate aussi que pour cette région, la température fluctue considérablement.

Malgré tout, il existe une corrélation tout à fait correcte entre la prédiction de l'émulateur et la valeur expérimentale interpolée avec un pourcentage d'acceptation de 72 %.

Sur la figure 3.12 sont présentées les valeurs de vitesse prédite (courbe rouge) et les valeurs de vitesse expérimentale obtenues après interpolation (courbe noire) en fonction du temps.

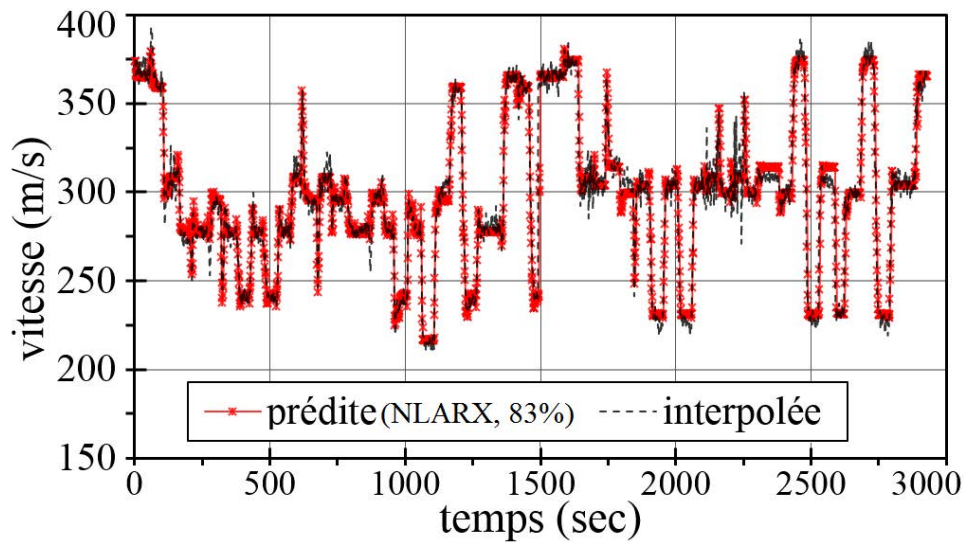


Figure 3.12 Comparaison entre vitesse prédite et vitesse expérimentale

Par cette figure, on constate qu'il existe un très bon accord entre ces deux valeurs avec un pourcentage d'acceptation de 83 %. L'émulateur simule la vitesse des particules en vol avec une différence entre la prédiction et la mesure très faible. La différence maximale se situe dans la région [2100 - 2250 s], la même que celle trouvée précédemment pour la température (fig. 3.11). La vitesse diminue de 300 m/s à 271 m/s au temps 2243 s (fig. 3.11).

Pour bien évaluer l'erreur de prédiction de la température et de la vitesse, une figure d'erreur de prédiction a été réalisée (fig. 3.13). Dans cette figure, la courbe rouge représente l'erreur de prédiction de la température, et la courbe bleue représente l'erreur de prédiction de la vitesse. Le chiffre en rouge représente une valeur négative, le chiffre en noir représente une valeur positive. Avec cette notation, une valeur négative indique que la prédiction est plus petite que la mesure, une valeur positive signifie au contraire que la prédiction est plus grande que la mesure.

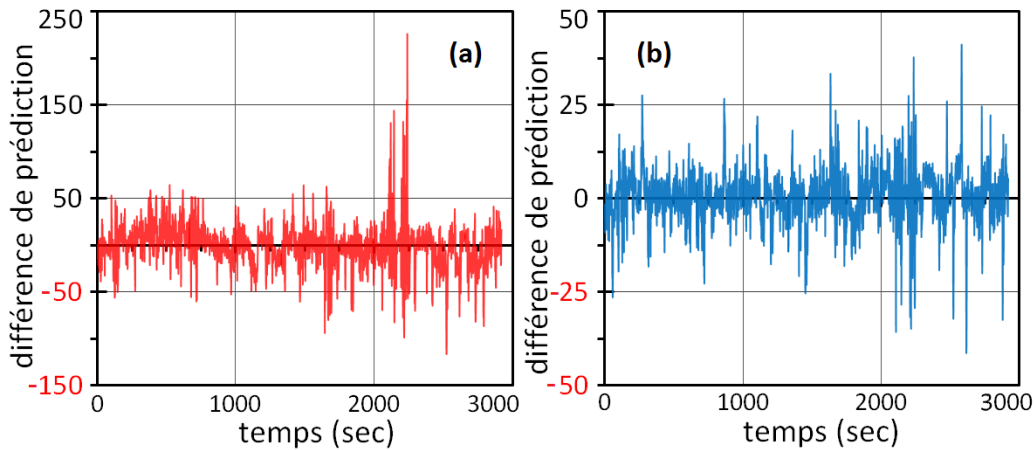


Figure 3.13 Erreur de prédiction de la température (a) et de la vitesse (b) en fonction du temps

Pour la température (fig. 3.13 (a)), la différence maximale de prédiction est 225,57 K, elle est observée au temps 2248 s correspondant à une température de 1936 °C. Cela conduit à une erreur maximale de 12 %. Si on évalue maintenant la différence moyenne sur l'ensemble du domaine d'expérience, cette différence est de 15,25 K correspondant à une erreur moyenne de 1 %.

Tab. 3.3 Erreur de prédiction en pourcentage

	erreur de prédiction (%)	
	température	vitesse
minimale	0,00	
maximale	12	17
moyenne	$1 \pm 0,73$	$2 \pm 1,71$

Concernant la vitesse (fig. 3.13 (b)), la différence maximale de prédiction est évaluée à 41 m/s au temps 2624 s. Cela se traduit aussi par une erreur maximale de 17 % pour une vitesse de 354 m/s. Sur l'ensemble du domaine d'expérience, la différence moyenne a été déterminée à 4,95 m/s donnant lieu à une erreur moyenne de 2 %.

Le tableau (Tab. 3.3) ci-dessous synthétise ces résultats.

L'erreur de prédiction en pourcentage de la température et de la vitesse est illustrée sur la figure 3.14. La courbe rouge représente l'erreur de prédiction de la température (fig. 3.14 (a)), la courbe bleue celle de la vitesse (fig. 3.14 (b)). On remarque que l'erreur de prédiction de la température est pour la quasi-totalité du temps d'observation de l'ordre de 2,5 % et pour la vitesse, l'erreur de prédiction moyenne reste inférieure à 5 % sur l'ensemble du domaine.

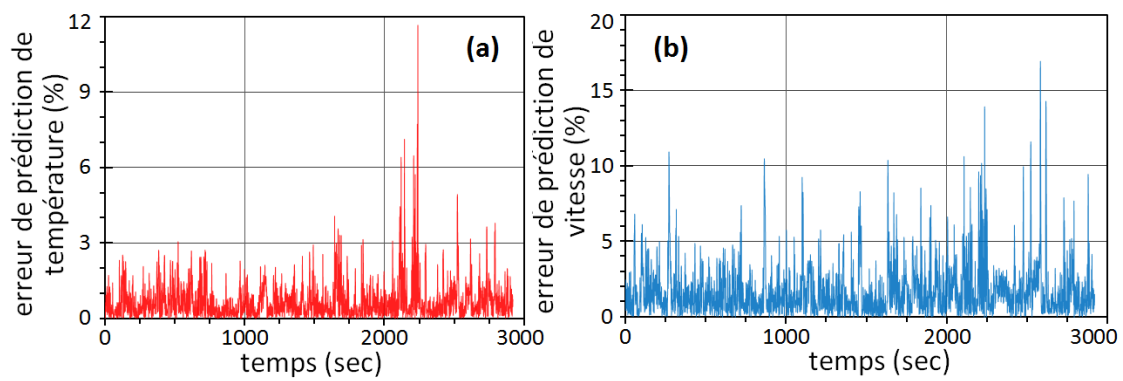


Figure 3.14 Erreur de prédiction en pourcentage de la température (a) et de la vitesse (b)

En conclusion, il est démontré que le modèle NLARX entraîné avec les données interpolées parvient à simuler le fonctionnement de la torche plasma avec une erreur moyenne de l'ordre 1 % pour la température et de 2 % pour la vitesse.

3.5 Interface de l'émulateur sous Labview

Le modèle NLARX entraîné dans Matlab est importé sous Labview pour construire la programmation graphique. Cela doit permettre de simuler le fonctionnement de la torche plasma en calculant les sorties du modèle qui correspondent aux caractéristiques des particules en vol. L'interface de cette programmation est présentée sur la figure 3.15 avec les différents éléments :

'1' : Générateur du signal simulé produit par le simulateur du signal inséré sous Labview

'2' : Commutateur qui permet de modifier le mode de service de l'émulateur (soit en mode simulation, soit en mode calcul)

'3' : Entrée des valeurs de fonctionnement en mode calcul

'4' : Entrée du fichier du modèle Système d'Identification (indique l'emplacement du fichier du modèle)

'5' : Contrôleur de la fréquence d'échantillonnage qui permet d'optimiser l'affichage des données

'6' : Module de simulation qui traite les données et affiche les résultats

'7' : Indicateur de l'état du système avec la couleur bleue correspondant à la simulation, la couleur verte correspondant au calcul

'8' : Indicateur de vitesse

'9' : Indicateur de température

En mode simulation, trois générateurs du signal produisent trois signaux analogiques correspondant aux paramètres intensité de courant, débit d'argon et débit d'hydrogène. Le détail du signal analogique peut être modifié par le panneau de contrôle comme présenté sur la figure 3.16.

Dans cette figure, l'exemple choisi travaille sur le signal du débit d'hydrogène en type carré, sur une fréquence égale à 10,1 Hz, et sur une phase de zéro degré. Pour obtenir un signal dont l'amplitude évolue entre 0,5 et 14,5 (limites du débit d'hydrogène), l'amplitude de signal doit être posée au facteur 7, le biais est 7,5, le rapport cyclique est 35 %. L'ensemble de ces paramètres (phase, facteur, biais et rapport cyclique) sont schématisés sur la figure 3.17.

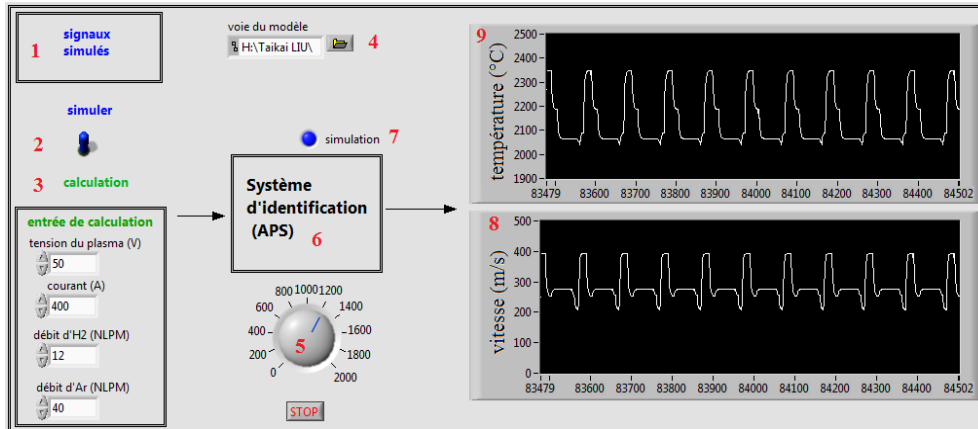


Figure 3.15 Interface de l'émulateur sous Labview

Un signal simulé de l'intensité de courant est illustré comme exemple dans cette figure. La courbe rouge représente le signal simulé avec une phase définie égale à zéro. Cela signifie que le signal débute à $t = 0$. Une phase à P (chiffre bleu) indique que le signal se décale de P en s. Le terme « facteur », noté F , détermine l'amplitude du signal. Le biais détermine la position médiane du signal comme indiquée par la ligne verte en pointillée. Le rapport cyclique correspond au rapport entre la valeur de R_1 et de R_2 représentant respectivement les temps du signal sur le niveau haut et sur le niveau bas.

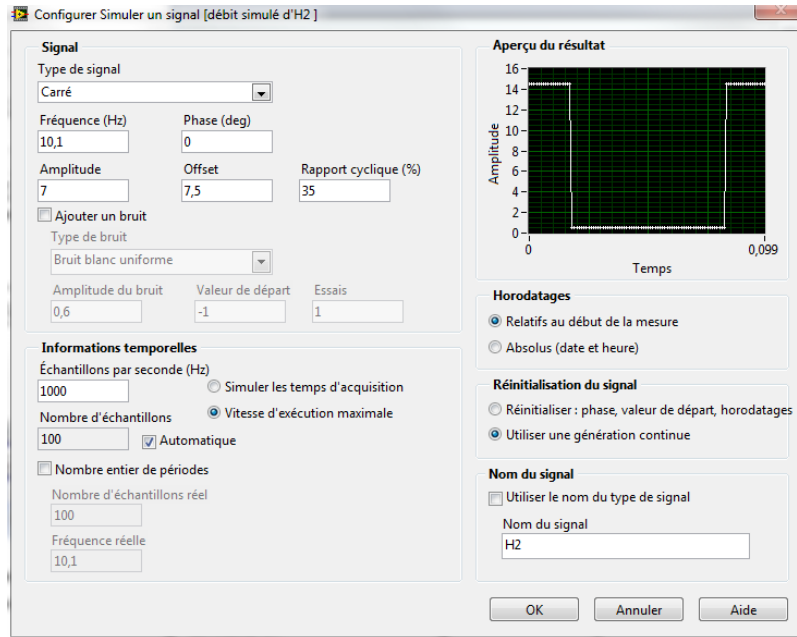


Figure 3.16 Exemple de signal analogique

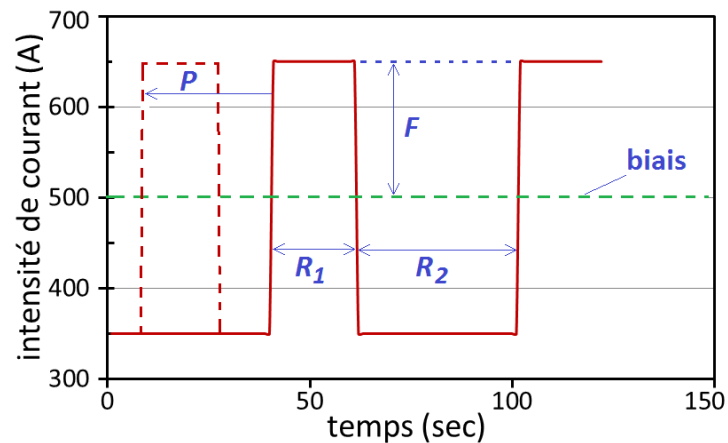


Figure 3.17 Explication des grandeurs du signal simulé

Ainsi, pour obtenir un signal de l'intensité de courant, le facteur F est posé à 150, le biais à 500. La courbe de signal va donc bouger entre 350 et 650 qui sont considérés comme les valeurs extrêmes de l'intensité du courant (correspondant au niveau bas et u niveau haut dans le Tab. 3.1). Tous les détails du signal sont déterminés selon les données mesurées, il est alors très facile de remodifier le type de signal, son amplitude, sa fréquence et sa longueur.

Avec le modèle de l'émulateur entraîné sous Matlab, et en utilisant les signaux fabriqués sous Labview, l'émulateur peut fonctionner seul ou combiné à un autre système.

3.6 Avantages de l'émulateur

L'avantage majeur de cette programmation graphique de l'émulateur est qu'elle est facile à connecter au système d'intelligence Artificielle (IA). Ses sorties peuvent être utilisées par le système IA, et en parallèle, ses entrées peut être remplacées par les sorties du système IA.

Le système hors ligne de projection plasma peut alors être élaboré en combinant l'émulateur au système IA. Dans ces conditions, une fois ce système connecté aux différents capteurs et actionneurs mis en place pratiquement sur le procédé lui-même, le système de contrôle en ligne pourra opérer.

3.7 Conclusions

Le système d'identification établi sur la base du modèle non linéaire autorégressif externe (NLARX) a été employé dans ce travail pour simuler le fonctionnement de la torche plasma. L'émulateur a été entraîné avec les données expérimentales importées sous Matlab, et implanté ensuite sous la plateforme Labview sous la forme Matlab script.

Les données mesurées se composent de deux parties : une partie des données est issue de la console de contrôle des paramètres du procédé incluant intensité de courant, débit d'argon et débit d'hydrogène; Une autre partie provient des données du système de diagnostic (DPV 2000 – Tecnar) incluant les caractéristiques des particules en vol. Afin d'uniformiser le temps d'échantillonnage de l'ensemble de ces données à une seconde, une interpolation linéaire a été réalisée.

Un outil du logiciel Matlab a été utilisé pour entraîner l'émulateur sur la base du

modèle NLARX. Les paramètres principaux de l'émulateur (délai, nombre de coefficients pour les termes d'entrée et de sortie) ont été étudiés séparément. Après plusieurs calculs et comparaisons, l'optimisation de ces paramètres a conduit à fixer le délai à 3, le nombre de coefficients pour les termes d'entrée à 5, et à 0 celui pour les termes de sortie. Grâce à cette combinaison optimisée de ces trois paramètres, l'émulateur donne une simulation avec une précision de 72 % sur la température et de 83 % sur la vitesse.

L'émulateur a ensuite été entraîné avec les données interpolées. Les résultats indiquent que les pourcentages d'acceptation de prédiction de température et de vitesse sont 72 % et 83 % respectivement, leur différence moyenne de prédiction de 1 % et 2 %.

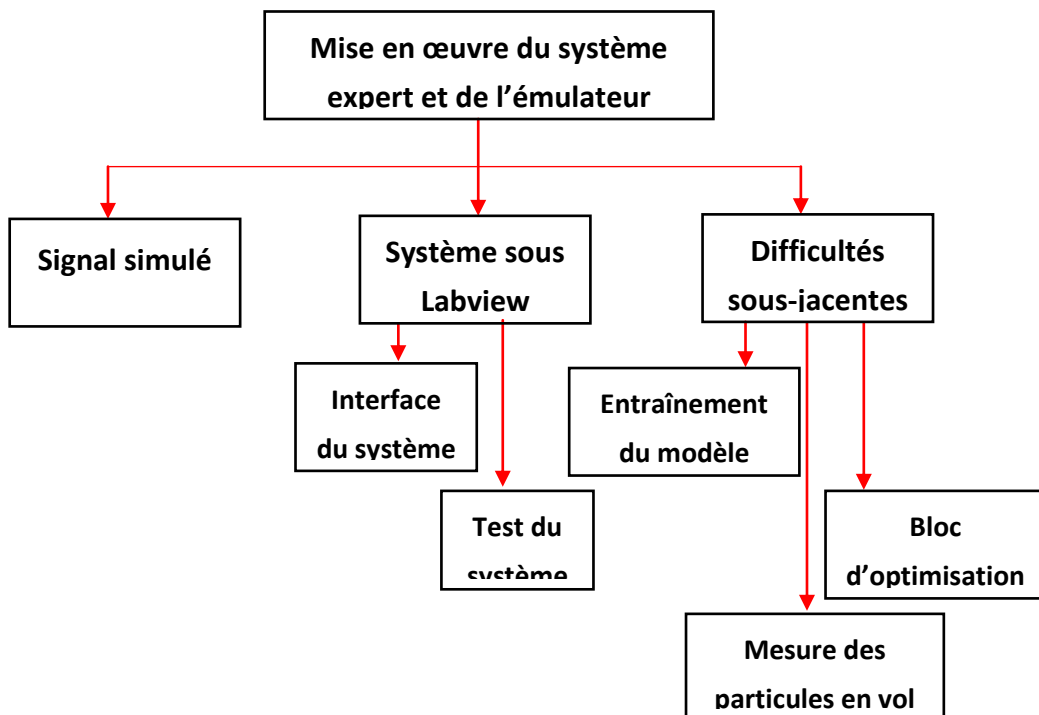
Après entraînement, l'émulateur a été implanté dans Labview afin de réaliser le système de surveillance et de contrôle du procédé. La programmation de l'émulateur sous Labview a été facile à connecter au système expert déjà développé, la communication entre les données des différents environnements (Matlab et Labview) a été réussie.

Références du chapitre 3

1. J. Deng, B. Maass, R. Stobart. Single NLARX Model for Particulate Matters Prediction of Diesel Engines. in *the 18th Int. Federation of Automatic Control (IFAC) world congress. 2011*. Milano, Italy. p. 10641-10646.
2. V.Z. Marmarelis, Identification of nonlinear systems by use of nonstationary white-noise inputs. *Applied Mathematical Modelling*, 1980. **4**(2): p. 117-124.
3. N. Kolokotronis, G. Gatt, N. Kalouptsidis, On the generation of sequences simulating higher order white noise for system identification. *Signal Processing*, 2004. **84**(5): p. 833-852.
4. Mathworks. help for system identification. 2013; Disponible en ligne: <http://www.mathworks.fr/fr/help/ident/ref/iddata.html>.
5. Y. Li, Y.C. Zhou, wavelet analysis of acoustic emission signals from thermal barrier coatings. *Transactions of Nonferrous Metals Society of China*, 2006. **16**(S1): p. s270-s275.

Chapitre 4 :

Mise en œuvre du système expert et de l'émulateur



4.1 Introduction

Le système qui permet de stabiliser automatiquement le procédé APS a été développé sur la base d'une coopération entre système expert et émulateur mentionnés précédemment. Ce système combiné est donné sous la forme d'une programmation graphique intégrant les avantages des logiciels Labview et Matlab script. Le schéma descriptif de ce système est présenté en figure 4.1, où le terme émulateur remplace le terme 'procédé de projection plasma'. En effet, dans ce système, l'émulateur simule le fonctionnement de la torche plasma. Sa sortie inclut température et vitesse des particules en vol et sera utilisée comme le feed-back du procédé; son entrée correspond aux trois paramètres opératoires et provient du module RNA 2 (fig. 4.1).

Le système d'expert est le cœur du nouveau système. Dans un premier temps, il reçoit les caractéristiques des particules en vol en provenance de l'émulateur ; ces caractéristiques issues du module FLC 1 sont alors comparées avec les sorties du module RNA 1 de manière à évaluer l'importance et le type de modification à apporter pour assurer le contrôle. Dans un deuxième temps, le module RNA 1 transmet ses sorties au module RNA 2 afin de déterminer les trois paramètres opératoires à fixer. Dans un troisième temps, le module FLC 2 intègre la nouvelle modification de la sortie du module RNA 2 et de la conclusion du module FLC 1. Finalement, cette modification est transmise à l'émulateur.

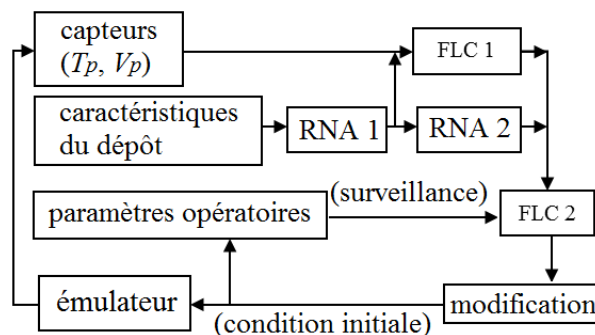


Figure 4.1 Schéma du système combiné

Afin de simuler correctement le fonctionnement de la torche plasma, les

modifications à apporter aux paramètres opératoires doivent être observées pour que les signaux simulés puissent être traités de manière à déclencher une action concrète sur le changement de ces paramètres opératoires. Le temps nécessaire à ce système pour effectuer le changement est évalué et permet de connaître la caractéristique du système combiné. Ce système travaille sous Labview.

4.2 Caractéristiques des modifications du procédé

Afin de simuler la situation réelle produite en cours de projection, l'entrée du système d'identification doit être ajustée sur la réponse du système mécanique. Pour les trois paramètres opératoires que sont l'intensité, débit de gaz Argon et débit de gaz Hydrogène, leurs modifications peuvent être divisées en trois phases: la phase de montée, la phase de stabilité et la phase de descente. La phase de stabilité est la plus facile à réaliser car elle ne nécessite pas le recours à une action mécanique. En revanche pour les phases de montée et de descente, elles sont liées au besoin d'enclencher une action mécanique qui peut être évaluée par des mesures. Les Fig. 4.2, fig. 4.3 et fig. 4.4 indiquent les caractéristiques des modifications à apporter au cours du temps par action mécanique pendant les phases de montée et de descente respectivement sur les trois paramètres opératoires (Intensité, débit Ar, débit H₂).

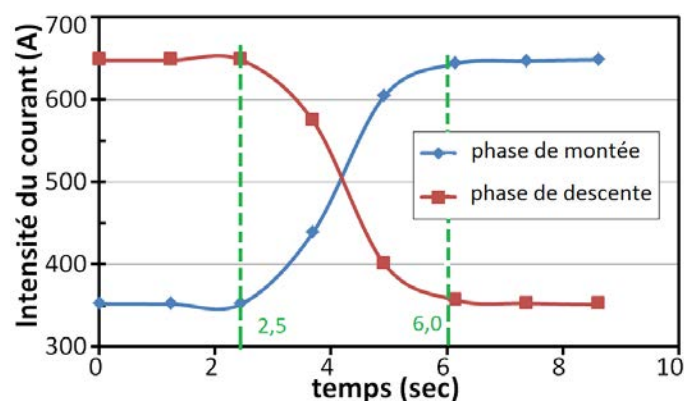


Figure 4.2 Caractéristiques temporelles de modification de l'intensité

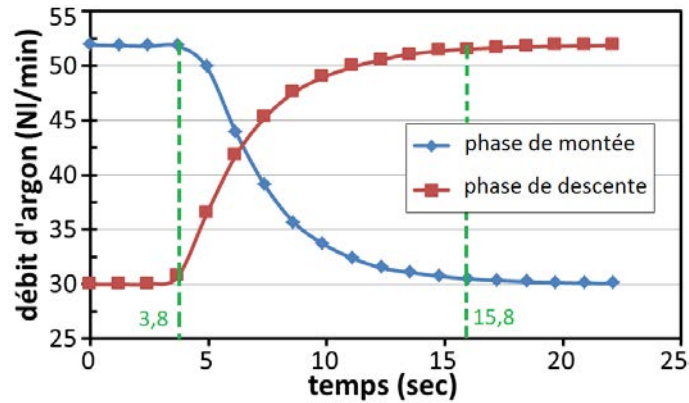


Figure 4.3 Caractéristiques temporelles de modification du débit d'argon

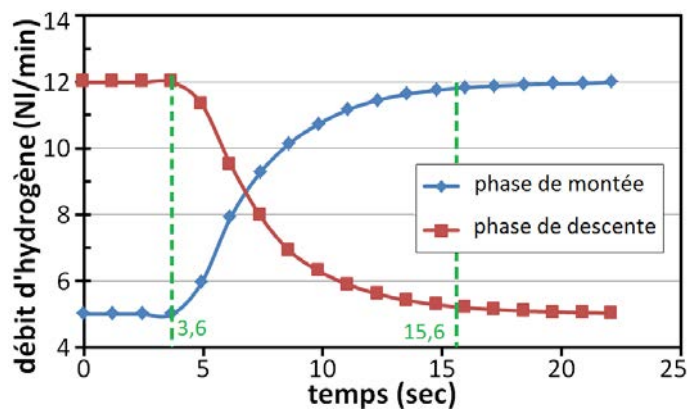


Figure 4.4 Caractéristiques temporelles de modification du débit d'hydrogène

On constate après observation de ces trois courbes que la courbe de montée et la courbe de descente des paramètres opératoires sont symétriques par rapport à l'axe horizontal. Aussi pour le cas de cette situation idéale, les fonctions à déterminer pour ces phases de montée et de descente auront des coefficients identiques étant entendu bien sûr qu'ils respectent la différence négative ou positive selon le type de phase à traiter.

On constate aussi que la modification des paramètres opératoires n'est pas instantanée mais qu'elle nécessite quelques secondes avant d'être observée entraînant par le fait une période plus ou moins longue de stabilisation de ces paramètres. Si on commente maintenant chacune de ces courbes séparément :

- Dans la figure 4.2, quatre points de données sont importants pour établir la fonction de l'action à réaliser sur le paramètre Intensité en phase de montée

comme en phase de descente. Une période de modification peut être définie comptée du premier point jusqu'au quatrième, cette période représentant le temps de la stabilisation du courant (la région entre les deux lignes vertes verticales). Ce temps de la stabilisation est évalué aux environs 3,5 s (6,0 – 2,5 s).

- Pour la modification apportée sur le débit d'argon, il est observé un temps de stabilisation d'environ 12 s (entre 3,8 s et 15,8 s, fig. 4.3) avec une vitesse de modification plus importante en début qu'en fin d'opération. C'est la raison pour laquelle plus de points sont donnés pour caractériser cette fin de modification.
- Dans la figure 4.4, des évolutions similaires à celles trouvées sur la figure 4.3 sont observables. Le temps de stabilisation de ce nouveau paramètre opératoire est cette fois-ci encore d'environ 12 s.

Pendant la projection, tous les paramètres sont enregistrés dans un fichier avec un intervalle de temps d'environ 1 s (fig. 4.5) avec une programmation graphique sous Labview. Les fonctions à définir pour les phases de montée et de descente des paramètres opératoires doivent être évaluées à partir des données expérimentales en tenant compte de l'écart de mesure et du bruit qui sont mélangées aux données exactes.

Les équations affichées dans les figures 4.5, 4.6 et 4.7 correspondent aux fonctions de modification respectivement des paramètres Intensité du courant, débit d'argon et débit d'hydrogène, uniformisées entre 0 et 1. Plus précisément sur chacune des courbes :

- Pour le paramètre Intensité : Une équation du 4^e ordre est trouvée pour décrire la fonction de montée du courant alors d'une équation du 3^e ordre permet de décrire la fonction de gestion de baisse du courant. La raison de la différence d'équation pour la phase de montée et de descente vient de l'erreur de mesure (pas assez de données car la fréquence maximale est à 1

Hz).

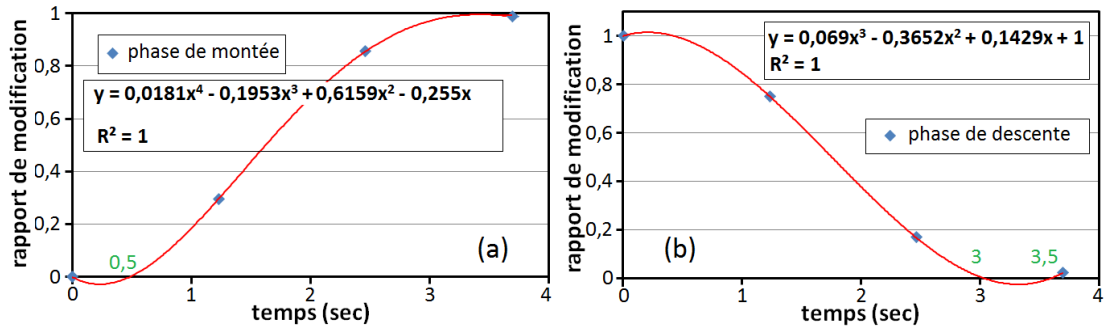


Figure 4.5 Courbes de modification du paramètre Intensité au cours du temps (a) pour la phase de montée (b) et pour la phase de descente

- Pour le paramètre débit d'argon, les équations décrivant la phase de montée et celle de descente sont du même 3^e ordre avec une faible différence dans les coefficients, fig. 4.6 (a) et (b). La courbe rouge est produite à partir des points expérimentaux, les coefficients de régression linéaire restent proches de 1.

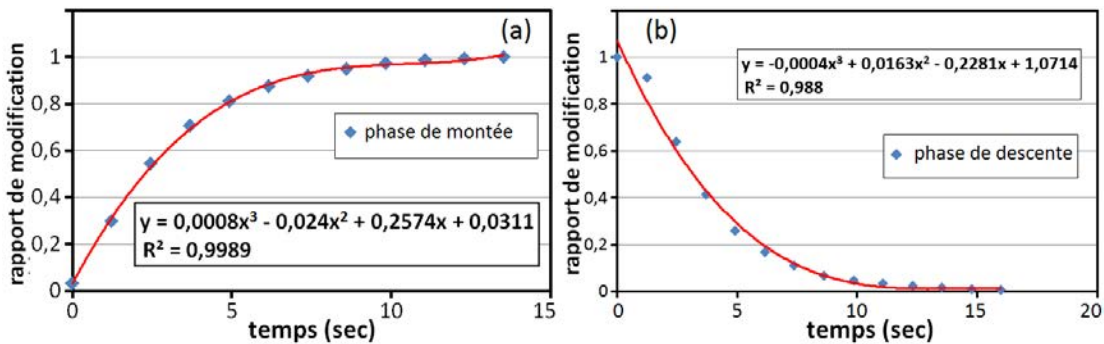


Figure 4.6 Courbes de modification du paramètre débit Argon au cours du temps (a) pour la phase de montée et (b) pour la phase de descente

- Pour le paramètre débit d'hydrogène (fig. 4.6), le même coefficient pour le terme ' x^3 ' a été trouvé pour les deux équations, une faible différence apparaît pour les autres termes (' x^2 ' et ' x '), et les coefficients de régression sont aussi proches de 1. L'équation trouvée pour la phase de montée correspond à l'équation pour la phase de descente signifiant que la mesure

du débit d'hydrogène est stable et de bonne précision.

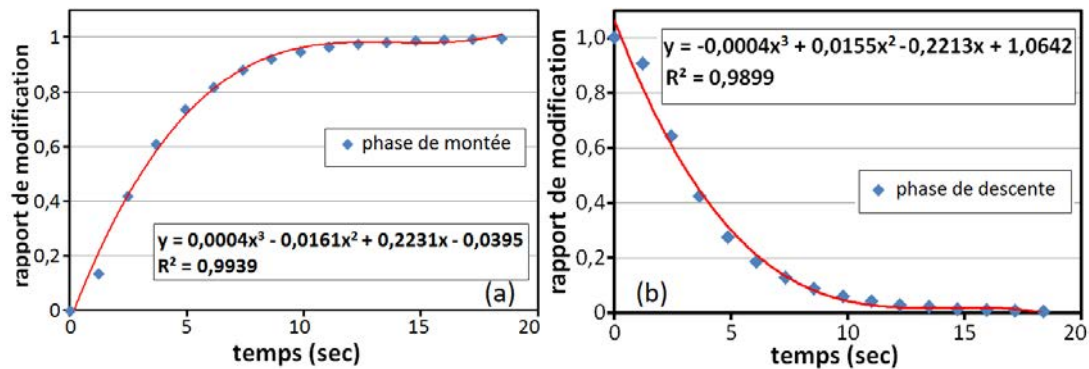


Figure 4.7 Courbe de modification du paramètre débit Hydrogène au cours du temps (a) pour la phase de montée et (b) pour la phase de descente

Grâce aux équations indiquées dans les figures ci-dessus, on peut décrire le signal d'entrée des paramètres opératoires. Néanmoins, alors que les coefficients de ces équations doivent permettre aux courbes d'être incluses dans l'intervalle $[0, 1]$ de variation puisqu'uniformisées, on constate que cela n'est pas le cas sur tout le domaine temporel exploré. En exemple sur la figure 4.5 où on remarque un dépassement de ces valeurs pour la période $[0, 0,5s]$ et $[3, 3,5s]$ (chiffres verts). Ces problèmes de dépassement de valeurs sont dûs à un problème de traitement mathématique. Afin de contenir toutes les valeurs à l'intérieur du domaine $[0, 1]$, un traitement spécial doit alors être réalisé suivant.

4.3 Création du signal simulé

Pour simuler les caractéristiques de modification des paramètres opératoires, trois signaux sont produits sous une fréquence de 4Hz plus rapide que la fréquence d'acquisition de 1Hz. Il a été considéré pour cette simulation que chaque paramètre opératoire modifié était correctement représenté par les signaux en intégrant l'ensemble des informations, et aussi pour assurer la coordination temporelle des trois paramètres opératoires. Ainsi, un signal est défini pour 100 données, et les 100 données sont divisées en trois sections correspondant aux trois étapes liées à la modification d'un paramètre à savoir : les sections 1 et 3 représentent la phase de

stabilisation, la section 2 représente la phase de montée ou la phase de descente (fig. 4.8).

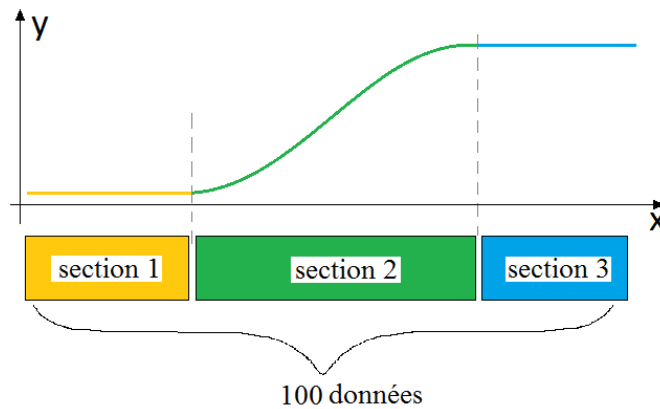


Figure 4.8 Structuration de la simulation d'un signal au cours de la modification d'un paramètre opératoire

Tab. 4.1 Répartition des données pour le signal simulé pour les trois paramètres opératoires sur chacune des sections

paramètre opératoire	temps de stabilisation	fréquence	nombre de données	nombre de données nécessaires à la modification	section		
	s				Hz	-	1
I	3,5	4	100	14	30	14	56
Ar	12	4	100	48	30	48	22
H₂	12	4	100	48	30	48	22

Le résultat de la répartition des 100 données sur les trois sections est affiché dans le tableau 4.1 pour chaque paramètre opératoire. La section 1 contient arbitrairement les 30 premières données. Ainsi :

- pour l'intensité du courant, un nombre de 14 données pour la section 2 est nécessaire pour atteindre les 3,5 s correspondant au temps de stabilisation ($14 / 4\text{Hz} = 3,5 \text{ s}$, fig. 4.2).
- pour les débits argon et hydrogène, un nombre de 48 données pour la

section 2 a été évaluée correspondant au temps de stabilisation (48 / 4Hz = 12 s, fig. 4.3 et 4.4).

Les signaux simulés sont alors définis à partir du code de Matlab donné ci-dessous :

```

1  Get(Ni);
2  section1=ones(1,30);
3  section2_I=ones(1,14);
4  section2_Ar=ones(1,48);
5  section2_H2=ones(1,48);
6  section3_I=ones(1,56);
7  section3_Ar=ones(1,22);
8  section3_H2=ones(1,22);
9  x_I=0.25:0.25:3.5;
10 x_Ar=0.25:0.25:12;
11 x_H2=0.25:0.25:12;
12 y_I_baisse=0.069*x_I.^3-0.3652*x_I.^2+0.1429*x_I+1;
13 y_I_montee=0.0181*x_I.^4-0.1953*x_I.^3+0.6159*x_I.^2-0.255*x_I;
14 y_Ar_baisse=-0.0004*x_Ar.^3+0.0163*x_Ar.^2-0.2281*x_Ar+1.0714;
15 y_Ar_montee=0.0008*x_Ar.^3-0.024*x_Ar.^2+0.2574*x_Ar+0.0311;
16 y_H2_baisse=-0.0004*x_H2.^3+0.0155*x_H2.^2-0.2213*x_H2+1.0642;
17 y_H2_montee=0.0004*x_H2.^3-0.0161*x_H2.^2+0.2231*x_H2-0.0395;
18 y_H2_baisse(41:48)=0;
19 y_H2_baisse(1)=1;
20 y_H2_montee(45:48)=1;
21 y_I_baisse(13:14)=0;
22 y_I_baisse(1)=1;
23 y_I_montee(1)=0;
24 y_Ar_baisse(1)=1;
25 y_Ar_baisse(45:48)=0;
26 y_Ar_montee(39:48)=1;
27 for N=0:Ni
28   if N==0
29     IO=[section1*0 section2_I.*y_I_montee*I(20) section3_I*I(20)];
30     ArO=[section1*0 section2_Ar.*y_Ar_montee*Ar(20)
31          section3_Ar*Ar(20)];
32     H2O=[section1*0 section2_H2.*y_H2_montee*H2(20)
33          section3_H2*H2(20)];
34     ai=I(20);aAr=Ar(20);aH2=H2(20);
35   end
36   if N~=0 && ai==I(20)
37     IO=[section1*ai section2_I*ai section3_I*ai];
38   elseif N~=0 && ai<I(20)
39     IO=[section1*ai section2_I.*y_I_montee*I(20) section3_I*I(20)];

```

```
38 elseif N~=0 && ai>I(20)
39 IO=[section1*ai section2_I.*y_I_baisse*I(20) section3_I*I(20)];
40 end
41 if N~=0 && aAr==Ar(20)
42 ArO=[section1*aAr section2_Ar.*aAr section3_Ar*aAr];
43 elseif N~=0 && aAr<Ar(20)
44 ArO=[section1*aAr section2_Ar.*y_Ar_montee*Ar(20)
section3_Ar*Ar(20)];
45 elseif N~=0 && aAr>Ar(20)
46 ArO=[section1*aAr section2_Ar.*y_Ar_baisse*Ar(20)
section3_Ar*Ar(20)];
47 end
48 if N~=0 && aH2==H2(20)
49 H2O=[section1*aH2 section2_H2*aH2 section3_H2*aH2];
50 elseif N~=0 && aH2<H2(20)
51 H2O=[section1*aH2 section2_H2.*y_H2_montee*H2(20)
section3_H2*H2(20)];
52 elseif N~=0 && aH2>H2(20)
53 H2O=[section1*aH2 section2_H2.*y_H2_baisse*H2(20)
section3_H2*H2(20)];end; end;
```

Concernant le détail de ce code :

- de la ligne 2 à la ligne 8, trois sections sont créées pour les trois paramètres opératoires
- de la ligne 9 à la ligne 11, les valeurs 'X' sont définies correspondant à la longueur des sections (nombre de données)
- de la ligne 12 à la ligne 17, les équations trouvées sont écrites en code Matlab
- de la ligne 18 à la ligne 26, les traitements sont réalisés pour éliminer les éventuels dépassements des valeurs uniformisées
- de la ligne 27 à la ligne 55, le code génère les signaux simulés et combine les trois sections pour former un signal
- IO, le signal simulé pour l'intensité de courant
- H2O, le signal simulé pour débit d'hydrogène
- ArO, le signal simulé pour débit d'argon

Un exemple de signal, établi sur la section 2 pour la phase de montée et la phase de descente est représenté sur les figures 4.9, 4.10 et 4.11 correspondant à la modification de chacun des trois paramètres opératoires.

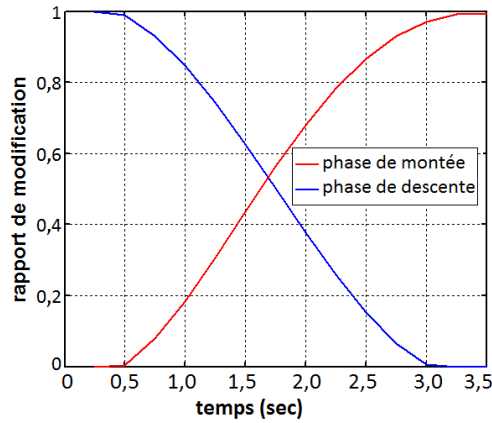


Figure 4.9 Courbes de la section 2 pour l'intensité du courant en fonction du temps

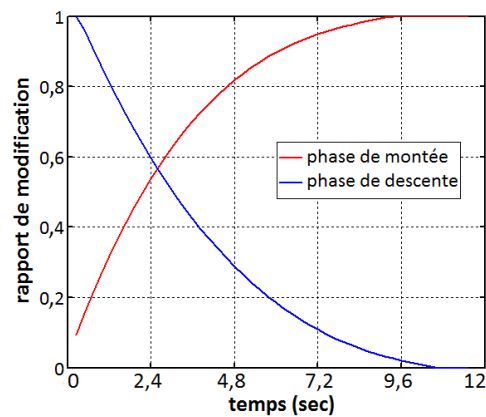


Figure 4.10 Courbes de la section 2 pour le débit d'argon en fonction du temps

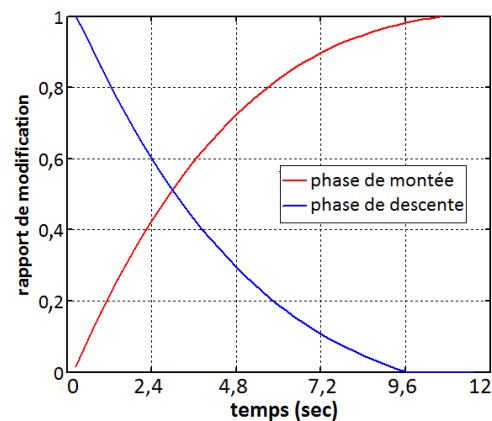


Figure 4.11 Courbes de la section 2 pour le débit d'hydrogène en fonction du temps

4.3 Système combiné sous Labview

En associant le système expert et le système d'identification, un nouveau système combiné est créé sous Labview. Ce système a été étudié de manière à donner la réponse de la modification à apporter sur les paramètres opératoires pour obtenir un taux de porosité désiré dans le dépôt. Dans ce système, l'entrée du système d'identification est déterminée conjointement par la sortie du module FLC 2 du système expert et par le traitement du signal mentionné précédemment. L'entrée du module FLC 1 du système expert associe la combinaison de la sortie du module RNA 1 et de la sortie du système d'identification. Pour faire fonctionner ce système, il faut alors prédéfinir cinq modèles et enregistrer ces modèles dans des fichiers qui seront téléchargeables avant la projection.

4.3.1 Interface du système combiné

L'interface de ce système combiné est affichée sous Labview, figure 4.12. De manière à bien préciser les différents éléments de cette figure, 13 chiffres indiquent les 13 zones qui vont être détaillées à tour de rôle :

- Zone 1 : indique les voies du contrôle de la logique floue (FLC 1 et FLC 2)
- Zone 2 : fournit les conditions expérimentales d'allumage de la torche
- Zone 3 : informe des caractéristiques mesurées des particules en vol, ses valeurs sont données par l'émulateur et seront utilisées par le module FLC 1 par la suite
- Zone 4 : affiche les données de sortie du module FLC 1
- Zone 5 : présente les indicateurs de modification des paramètres du module FLC 2
- Zone 6 : correspond à l'entrée du module RNA 1 en l'occurrence la porosité du dépôt
- Zone 7 : représente la sortie du module RNA 1, celle qui est ensuite utilisée par les modules FLC 1 et RNA 2

- Zone 8 : renseigne des paramètres expérimentaux prédits par le module RNA 2
- Zone 9 : indique le temps total de réponse du système
- Zone 10 : permet de télécharger les modèles des réseaux de neurones artificiels
- Zone 11 et Zone 12 : sont respectivement l'entrée et la sortie de l'émulateur
- Zone 13 : identifie le fichier du modèle du système d'identification

La programmation graphique de ce système est maintenant donnée sur les figures 4.13 pour la partie système expert et 4.14 pour la partie émulateur. Dans chacune de ces figures, les chiffres signalés en couleur verte représentent des fonctions différentes.

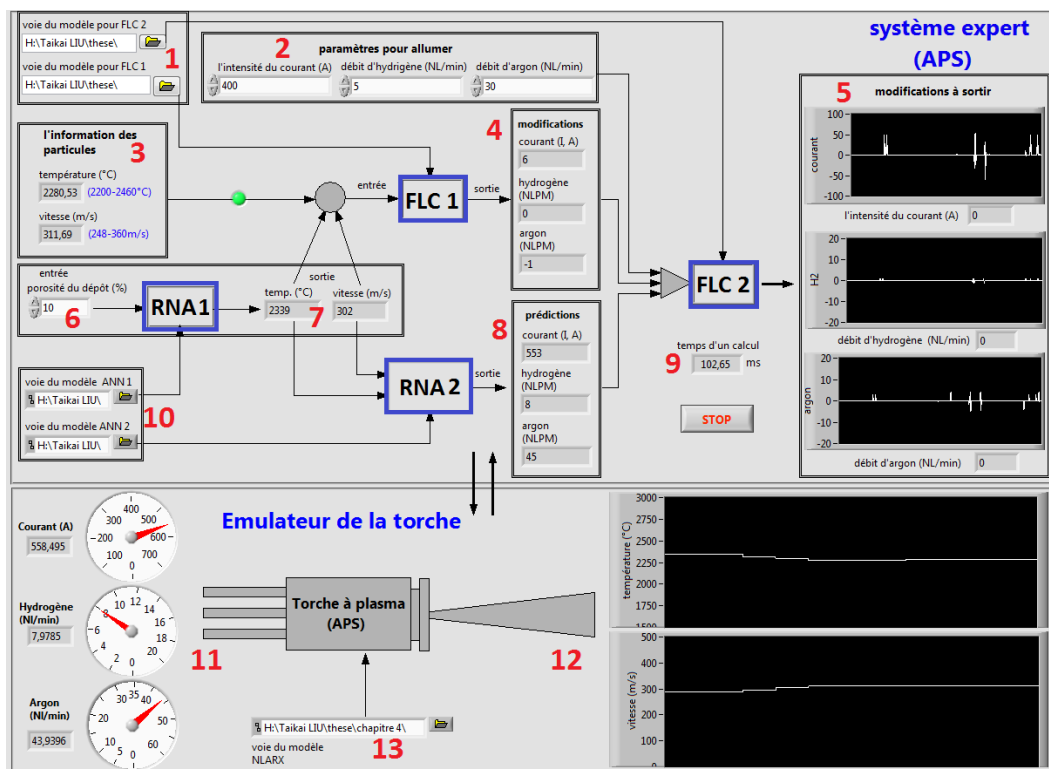


Figure 4.12 Interface du système combiné sous Labview

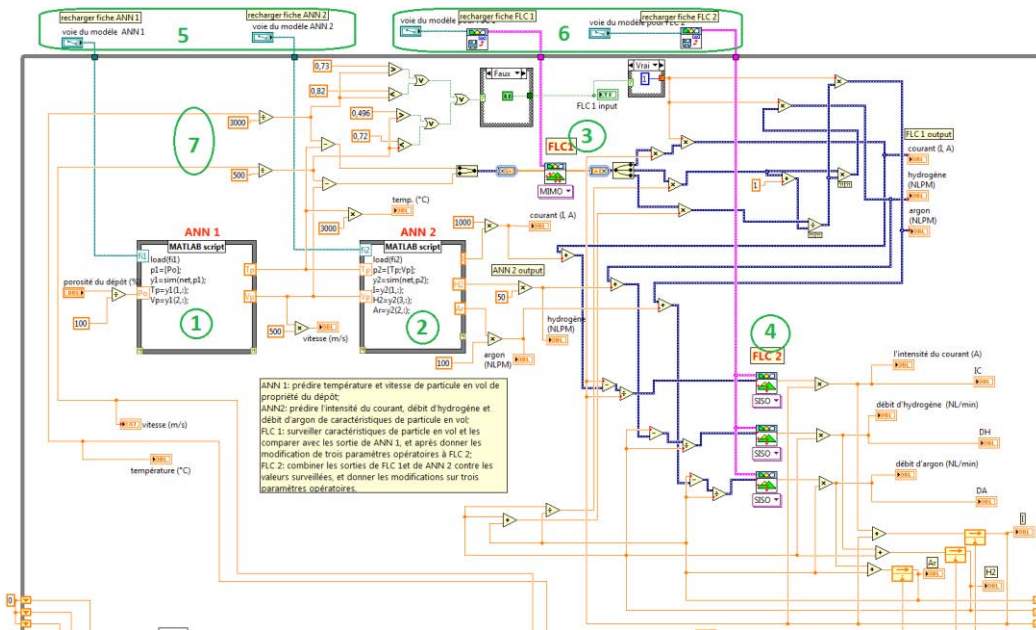


Figure 4.13 Programmation graphique du système expert sous Labview

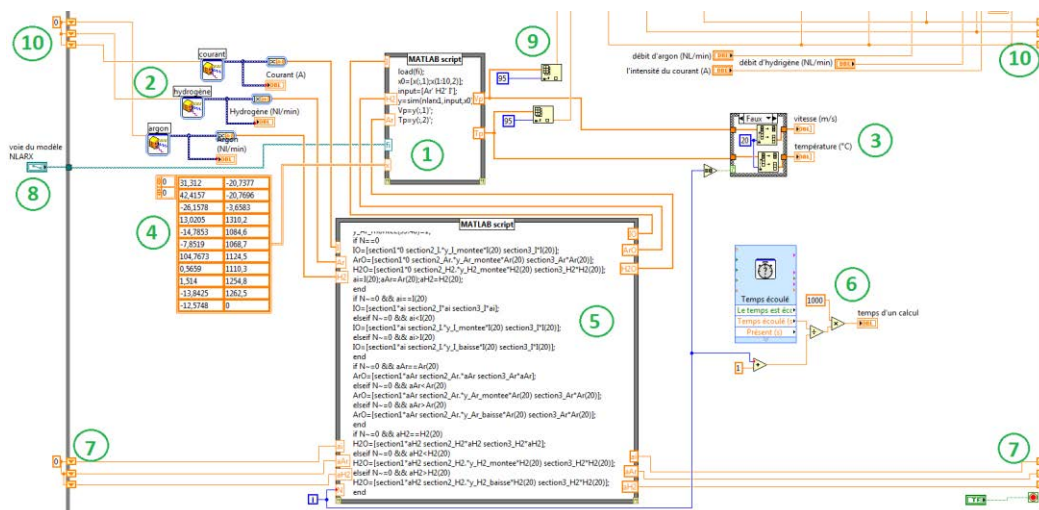


Figure 4.14 Programmation graphique de l'émulateur sous Labview

Concernant la programmation du système expert (fig. 4.13) :

- Zone 1 (Matlab script) : module RNA 1 qui calcule température et vitesse des particules en vol pour une porosité du dépôt demandée
- Zone 2 (Matlab script) : module RNA 2 qui reçoit la sortie du module RNA 1 et prédit les paramètres opératoires pour le module FLC 2
- Zone 3 : modèle du module FLC 1 qui reçoit des valeurs et les compare pour inférer le type d'action à imposer au procédé dans le module FLC 2
- Zone 4 : trois modules de la logique floue pour la surveillance et le contrôle

des paramètres opératoires (niveaux d'intensité, du débit d'argon et du débit d'hydrogène)

- Zone 5 et Zone 6 : fichier du modèle prédéfini
- Zone 7 : connexion entre le système expert et l'émulateur. A partir de cette zone 7, la sortie de l'émulateur peut être renvoyée au module FLC 1 où elle sera comparée à la sortie du module RNA 1

Concernant la partie de l'émulateur (figure 4.14) :

- Zone 1 (Matlab script) : émulateur qui reçoit les signaux simulés et donne les caractéristiques prédites des particules en vol.
- Zone 2 : sources du signal simulé qui produit un signal comprenant 100 données.
- Zone 3 : indicateur de la température prédite et de la vitesse prédite.
- Zone 4 : tableau de données qui sera utilisé pour initier l'émulateur, les valeurs sont déterminées par le processus d'entraînement de l'émulateur.
- Zone 5 : traitement du signal simulé dans lequel les fonctions de modification des paramètres opératoires sont insérées (section 2).
- Zone 6 : calcul du temps de stabilisation qui peut donner le temps de réponse par une boucle du système
- Zone 7 : trois niveaux correspondant aux trois paramètres opératoires intégrés dans le traitement du signal simulé
- Zone 8 : emplacement du fichier du modèle de l'émulateur
- Zone 9 : sortie de l'émulateur renvoyée au système expert
- Zone 10 : trois niveaux pour transmettre les modifications des paramètres opératoires à l'entrée de l'émulateur et assurer la communication des deux systèmes (système expert et émulateur)

4.3.2 Précisions sur le temps de stabilisation

Afin de saisir la caractéristique temporelle (stabilité dans le temps) de ce système, un petit module de compteur du temps mis par ce système pour effectuer une boucle complète a été inséré (zone 6 de la fig. 4.14). Lorsque la programmation est activée (correspondant aussi à un nombre de boucles réalisées), le compteur décompte le temps total utilisé par chaque élément du système (système expert, système d'identification, système combiné, traitement du signal simulé). Ainsi, ce temps total peut être décomposé par le temps mis séparément par chaque élément pour atteindre la stabilisation du système (zone 6, fig. 4.14).

Les résultats sont indiqués sur les figures 4.15, 4.16, 4.17, 4.18 et 4.19 où on peut observer le temps de stabilisation des différents éléments en fonction du nombre de boucles.

Pour la figure 4.16, le système d'identification a été testé individuellement. La valeur au bout de laquelle l'état stable du système est atteint correspond à 5000 boucles, et elle fluctue autour de 44 ms.

Les résultats concernant le système expert et l'émulateur sont indiqués sur les figures 4.15 et 4.16. Une très forte décroissance apparaît sur cette courbe (de 200 ms à 25 ms) et le système atteint l'état stable avant 1000 boucles, il lui faut 25 ms pour se stabiliser. Une explication est avancée pour comprendre cette décroissance très rapide.

En effet, quatre modules (deux RNAs et deux FLCs) existent dans le système expert. Au début de chaque test, les deux modules RNAs doivent prédire leurs sorties et il faut donc bâtir une communication entre les données du logiciel Labview et celles du serveur Matlab. Ensuite, les modules FLCs peuvent surveiller les paramètres du procédé et renseigner des éventuelles modifications à effectuer. Une fois que cette communication est enclenchée, les modules RNAs et FLCs travaillent rapidement.

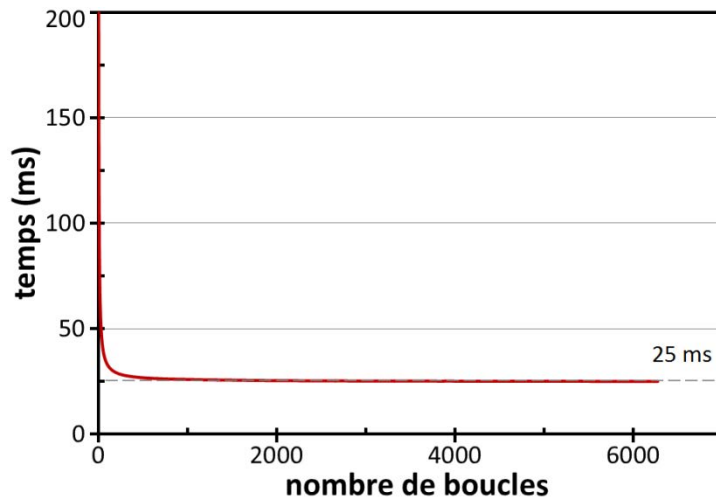


Figure 4.15 Temps de stabilisation du système expert

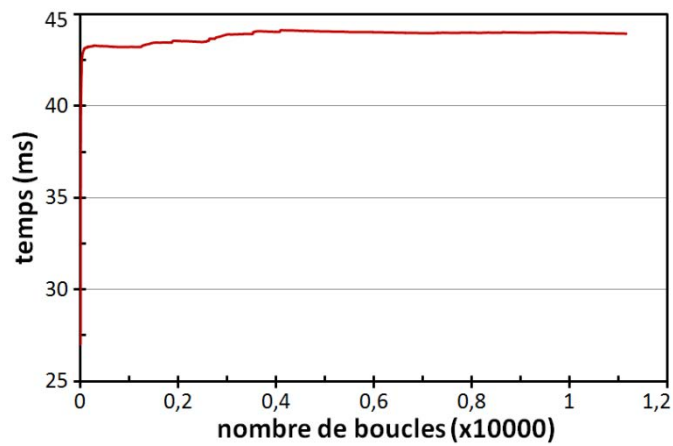


Figure 4.16 Temps de stabilisation de l'émulateur

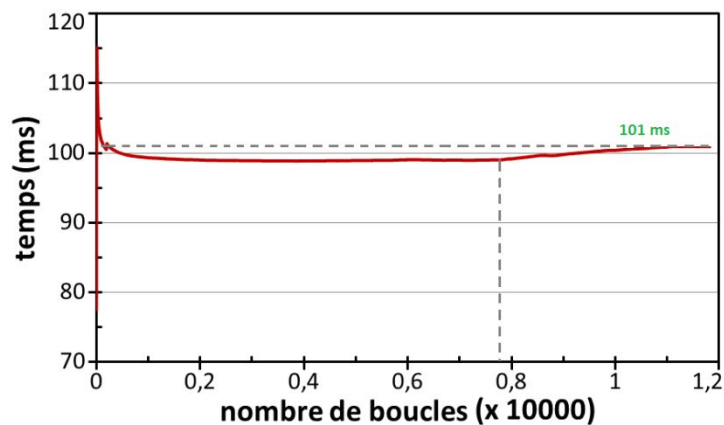


Figure 4.17 Temps de stabilisation du système combiné

La courbe rouge sur la figure 4.17 représente le temps de stabilisation du système combiné, composé du système expert et de l'émulateur. Cette courbe peut être

divisée en deux parties comme indiqué par la ligne grise en pointillé :

- de 0 à 7600 boucles pour le temps nécessaire à la stabilisation : La porosité du dépôt est fixée, le système combiné va stabiliser le procédé, le temps de stabilisation est d'environ 99 ms.

- de 7601 à 1 2000 boucles pour le temps nécessaire à l'action pour rejoindre une nouvelle valeur de porosité : En effet, pendant ce calcul, la porosité a été modifiée manuellement à compter de la boucle 7600, la programmation passe sur un état d'action qui consiste à modifier les paramètres du procédé. Une tendance à l'augmentation est trouvée (fig. 4.17). En fin de test (environ 1 2000 boucles), le temps mis pour obtenir la nouvelle stabilisation est évalué à 101 ms.

Dans le système combiné, il y a six niveaux (trois pour le système expert et trois pour l'émulateur) qui permettent de renvoyer la valeur à la boucle suivante. Cette méthode de transfert des données est très souvent employée dans le domaine industriel, en technologie de l'information en particulier [1-3]. Ici, le niveau utilisé sera intégré dans Labview comme un module outil. Pour tester l'influence du niveau choisi sur le temps de stabilisation, les zones 5, 6 et 7 de la figure 4.14 ont été appréhendées dans une nouvelle programmation. Quatre cas ont été étudiés pour ce test : sans niveau, avec un niveau, avec deux niveaux et enfin avec trois niveaux. Pendant ces tests, aucune autre action n'a été lancée. Les résultats de ces quatre cas sont présentés sur la figure 4.18. Si on suit la courbe verte qui représente le test sans niveau, on constate qu'avant 4500 boucles, cette courbe est largement inférieure aux trois autres mais qu'après 5000 boucles, aucune différence significative n'apparaît entre les quatre cas traités. On peut remarquer aussi qu'il n'existe pas de différence entre les courbes de niveau 1, 2 et 3 permettant de conclure que le niveau choisi n'influe pas sur le temps de stabilisation du système.

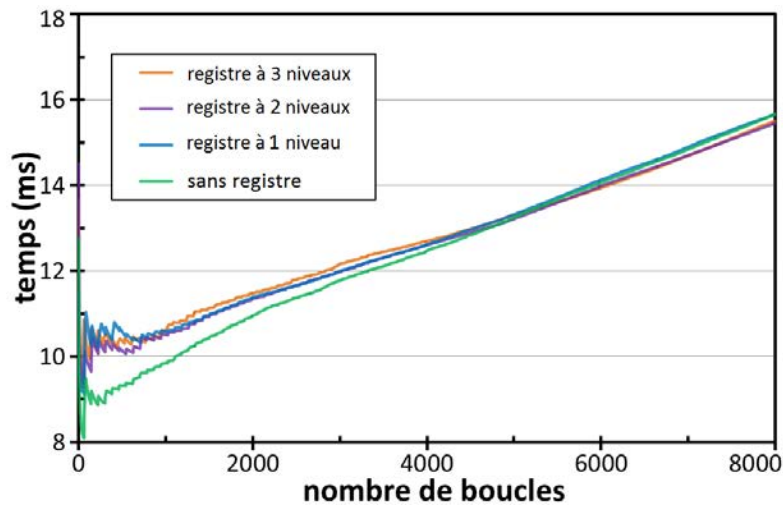


Figure 4.18 Temps de stabilisation du traitement du signal

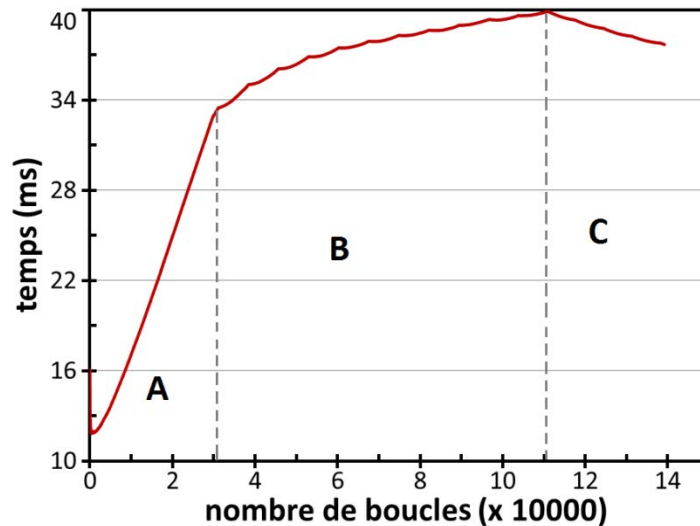


Figure 4.19 Temps de stabilisation du traitement du signal simulé sur les 3 niveaux des paramètres opératoires

En revanche, dans le domaine compris entre 0 et 8000 boucles, les résultats des quatre tests montrent une augmentation rapide de 10 ms à 16 ms. Pour en saisir l'explication, il faut définir l'élément limitant de ce module.

Le traitement du signal simulé est testé sur 3 niveaux pendant une période assez longue pour comprendre la tendance au changement du temps de stabilisation (fig. 4.19). Une augmentation rapide est d'abord trouvée dans la région de 0 à 31 000 boucles (région A) correspondant aussi à une augmentation du temps de 12 ms jusqu'à 33 ms. Dans la région B comprise entre 31 000 et 110 000 boucles,

l'augmentation du temps de stabilisation est faible puisqu'elle atteint à l'extrémité de cette région 40 ms. Ensuite pour la région C, une diminution progressive de ce temps est observée. Ainsi, l'élément limitant est donc 40 ms pour le traitement du signal simulé (zone 5, fig. 4.14).

Le schéma récapitulatif des différents résultats trouvés sur le système combiné est montré, fig. 4.20.

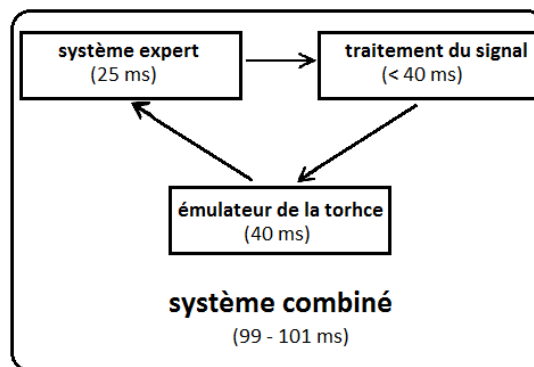


Figure 4.20 Répartition du temps de stabilisation du système combiné

4.4 Difficultés sous-jacentes

Au cours du test effectué sur le système combiné, la précision du contrôle s'est avérée être un point faible. L'exemple suivant permet d'illustrer ce problème. Comme déjà commenté, le module RNA 2 indique les paramètres opératoires de référence et le module FLC 2 renseigne des modifications à réaliser en fonction de l'objectif fixé. Ensuite l'émulateur présente les caractéristiques des particules à atteindre en prenant en compte ces modifications. Néanmoins, il est apparu une différence de température entre celle fixée par l'objectif à atteindre et celle effectivement donnée par l'émulateur. C'est ainsi que les modules FLC 1 et FLC 2 renvoient un avis de modification qui cherche à diminuer cette différence (une action peut être alors engagée sur l'intensité par exemple mais conduire à un dépassement de valeur acceptable par l'équipement). Pour résoudre ce problème, il faut dans ces conditions

optimiser le modèle. Trois solutions sont envisageables : augmenter la qualité de la mesure ou / et optimiser la programmation ou / et ré-entraîner le modèle (soit encore optimiser les RNAs).

4.4.1 Mesure des caractéristiques des particules en vol

La fluctuation et le bruit liés à la mesure sont des facteurs importants vis-à-vis de la précision du modèle. Le DPV 2000 a été employé dans ce travail pour mesurer les caractéristiques des particules en vol. L'écart type de mesure est indiqué en figures 4.21 pour la température et 4.22 pour la vitesse. Selon les conditions opératoires testées, la température mesurée varie entre 2000 et 2500°C, correspondant à un écart type moyen d'environ 145 K soit encore 7 %. Pour la vitesse, celle-ci fluctue entre 200 et 400 m/s et s'accompagne d'un écart type moyen de 40 m/s soit 15 %.

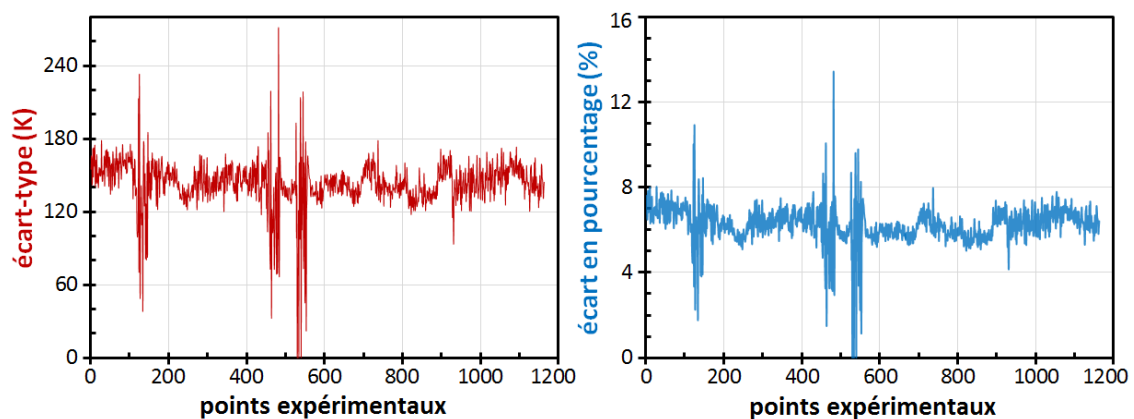


Figure 4.21 Ecart-type moyen de mesure de la température

Avec ces écarts types liés aux mesures des caractéristiques des particules en vol, d'importantes erreurs peuvent être intégrées dans le modèle du module RNA et de l'émulateur.

Ainsi, il faudrait parvenir à augmenter la qualité des mesures sur les particules en vol pour obtenir des données plus précises et plus stables, à partir desquelles l'émulateur et le module RNA pourraient être mieux entraînés engendrant de ce fait une confiance plus forte sur les valeurs prédites.

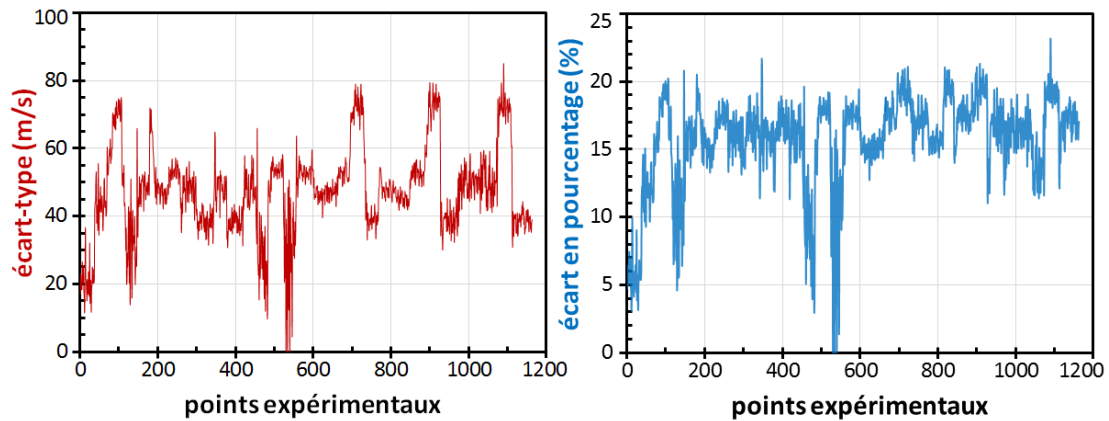


Figure 4.22 Ecart-type moyen de mesure de la vitesse

4.4.2 Optimisation la programmation

La différence entre la prédiction du RNA 2 et de l'émulateur donne la possibilité d'échec de ce système. Par l'exemple indiqué dans la figure 4.12, il y a une différence entre la zone 3 (sortie de l'émulateur) et la zone 7 (l'entrée de RNA 2). En théorie, le RLC 1 donne ses avis de modification au début du fonctionnement du procédé, et ses sorties doivent rester à la valeur nulle quand le système est stable. On constate pourtant toujours des chiffres non nuls affichés dans la zone 4 de la figure 4.12 concrétisant le problème. Afin d'éliminer ce problème, un bloc spécial de programmation graphique, le bloc d'optimisation, a été ajouté dans ce système.

Le fonctionnement de ce bloc est de calculer la différence actuelle et de transmettre la modification à effectuer directement de FLC 1 à l'émulateur. Comme indiqué dans le cadre rouge de la figure 4.23, l'entrée de ce bloc se compose de trois parties : une partie concernant la limitation maximale (liée aux questions de sécurité), une partie pour la sortie du module FLC 1 et une partie pour la sortie du module RNA 2. L'état du fonctionnement de ce bloc d'optimisation est contrôlé par un bouton indiqué dans le cadre bleu de la figure 4.24 et de la figure 4.25. Ce bouton a deux états : soit 'OFF' (cadre bleu dans la figure 4.24), soit 'ON' (cadre bleu dans la figure 4.25). Quand l'état est sur 'OFF', le bloc d'optimisation est désactivé, donc le système fonctionne classiquement sans élément d'optimisation ; quand l'état est sur 'ON' en revanche, le bouton s'allume et le bloc d'optimisation est activé, le système fonctionne avec une recherche de modification plus fine.

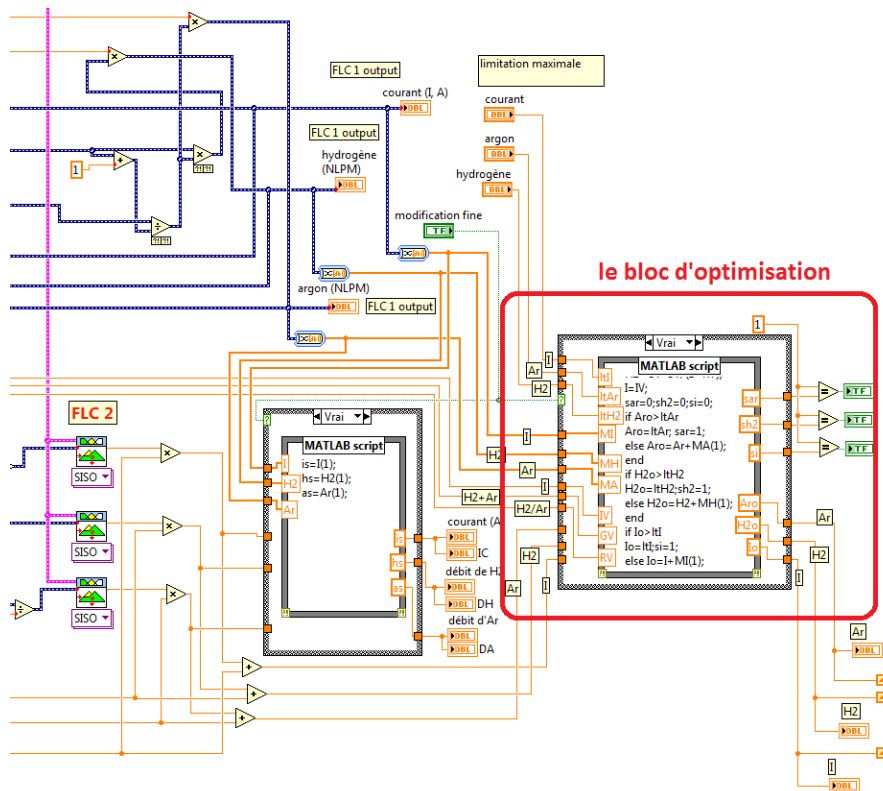


Figure 4.23 optimisation de la programmation

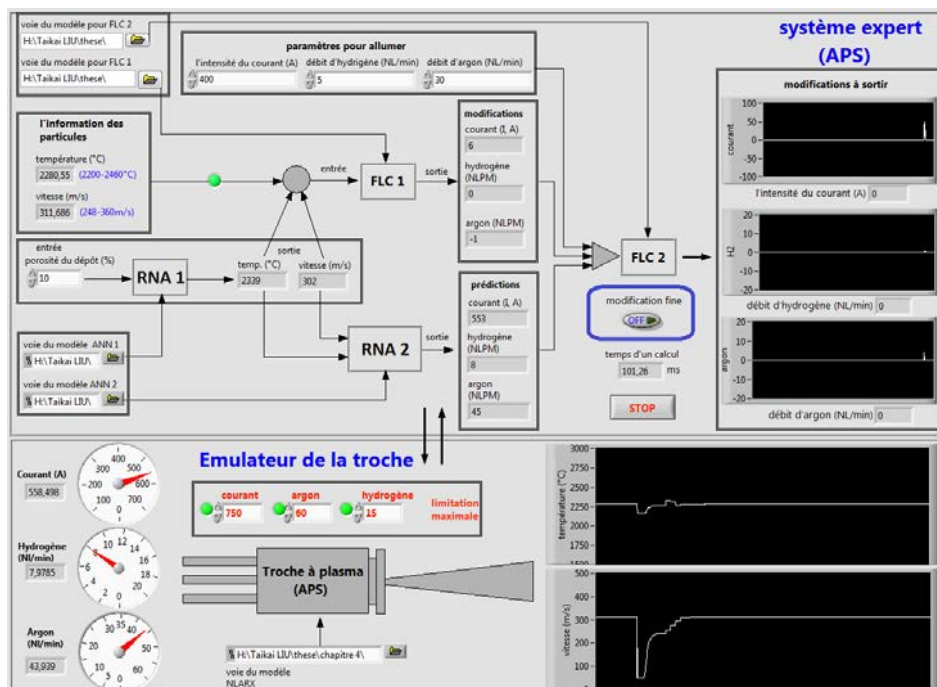


Figure 4.24 Bloc d'optimisation désactivé

Pour bien comprendre la différence qui provient de ce bloc d'optimisation, un

exemple est indiqué dans la figure 4.24 et la figure 4.25. Dans un premier temps, la porosité est fixée à 10 %. Le module RNA 1 donne la référence de la température (2339 °C, fig. 4.24) et de la vitesse (302 m/s, fig. 4.24) à avoir pour obtenir ce taux de porosité et à partir de ces valeurs, le RNA 2 prédit l'intensité du courant à 553 A, le débit d'argon à 45 L/min, et le débit d'hydrogène à 8 L/min (fig. 4.24). Le FLC 2 donne l'avis de modification en combinant les résultats de FLC 1 et de RNA 2. L'émulateur va alors fonctionner sous 558 A, 7,98 L/min de débit d'hydrogène et 43,94 L/min de débit d'argon. On constate alors une croissance de la température et de la vitesse pour l'émulateur qui affiche une température de 2280 °C et une vitesse de 311 m/s. Cela correspond à une différence de 59 °C (2339 - 2280) pour la température, et de 9 m/s (302 - 311) pour la vitesse. Afin de diminuer cette différence, on active le bloc d'optimisation (fig. 4.25).

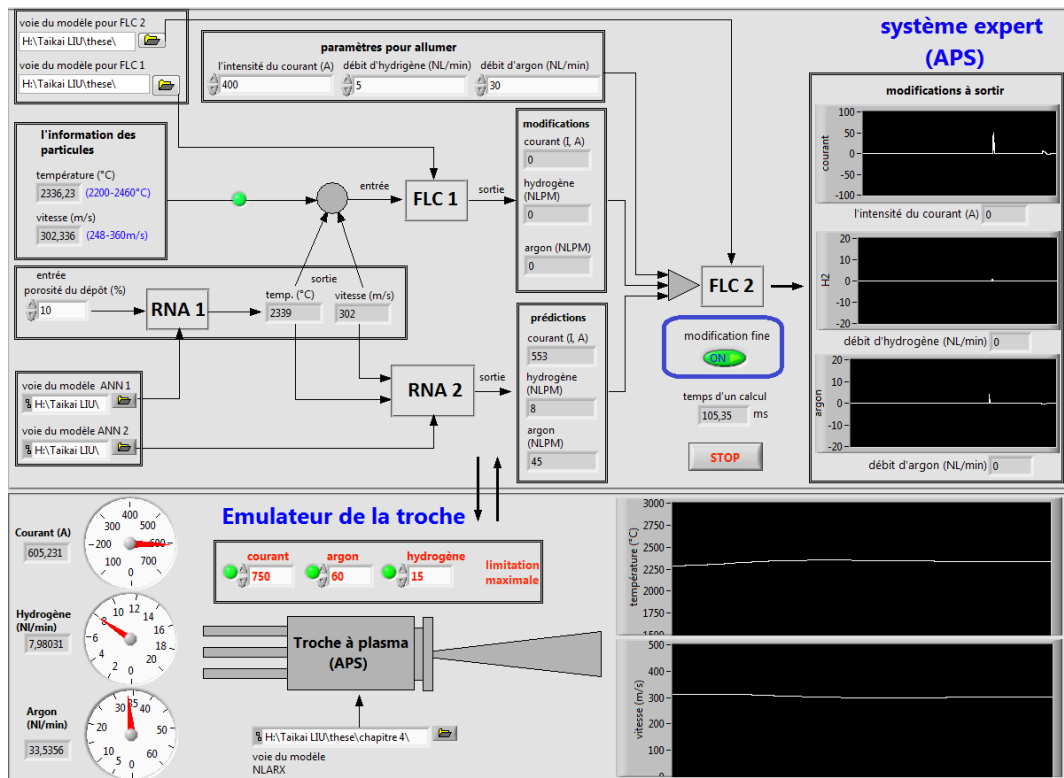


Figure 4.25 Bloc d'optimisation activé

La sortie de FLC 1 diminue jusqu'à atteindre 0, la différence de température et de vitesse devient alors 3 °C pour la température, 0,3 m/s pour la vitesse. En

conséquence, l'intensité de courant est augmentée de 558 A à 605 A, le débit d'argon diminue de 43,94 L/min à 33 L/min, et le débit d'hydrogène reste à 7,98 L/min (fig. 4.25). En conséquence encore, le temps d'un calcul augmente de 101 ms à 105 ms soit 4 ms pour le temps de travail du bloc d'optimisation.

4.4.3 Optimisation des RNAs

La différence du contrôle vient de la différence du modèle défini pour l'émulateur et des modèles développés pour les modules RNAs. Dans le système développé ici, le fonctionnement du module RNA 1 est de prédire la température et la vitesse des particules en vol et de(s) propriété(s) du dépôt, le module RNA 2 prédit quant à lui les valeurs exactes des paramètres opératoires (I, H₂ et Ar). Concernant l'émulateur maintenant, celui-ci simule le fonctionnement de la torche, transfère les paramètres opératoires pour obtenir les caractéristiques des particules en vol.

Pour augmenter la précision du modèle, il convient alors que l'émulateur et le module RNA 2 doivent être vérifiés en considérant les mêmes données et aussi qu'une nouvelle propriété de dépôt soit ajoutée comme entrée du module RNA 1.

La différence de performance de l'émulateur et du module RNA 2 est indiquée dans le tableau 4.2 avant optimisation. La raison principale de cette différence provient des données prises à la source. En effet, un intervalle de temps existe entre les données utilisées pour l'entraînement du module RNA 2 et celles utilisées pour entraîner l'émulateur. Tout cela génère une situation d'acquisition différente pour des conditions d'équipement et d'environnement différentes aussi.

Afin de d'éliminer cette différence, le module RNA 2 est maintenant ré-entraîné avec les données utilisées par l'émulateur. Après sa phase d'optimisation, la différence entre les deux modèles est réévaluée, le résultat est indiqué dans le tableau 4.3. Une nette amélioration est alors apportée sur le modèle du module RNA 2 qui affiche des valeurs très proches de celles de l'émulateur.

Tab. 4.2 Différence trouvée entre les valeurs données par l'émulateur et le module

RNA 2 avant optimisation

données expérimentales de l'émulateur			caractéristiques des particules en vol		prédiction de RNA 2		
I	Ar	H ₂	T _p	V _p	I	Ar	H ₂
648	42,2	14,8	2393	360	553	57	14
352	42,2	14,8	2252	273	517	44	5
648	25,9	9,1	2369	283	457	42	8,8
350	31,7	3,2	2183	240	378	21	2,4
648	51,9	12	2317	374	733	53	10
648	30	5	2370	301	544	43	7,6

Tab. 4.3 Comparaison de performance entre valeurs données par l'émulateur et le

module RNA 2 après optimisation

données expérimentales de l'émulateur			prédiction de RNA 2		
I	Ar	H ₂	I	Ar	H ₂
648	42,2	14,8	657	45	15,5
352	42,2	14,8	335	43	16,2
648	25,9	9,1	663	28	8,6
350	31,7	3,2	351	34	2,5
648	51,9	12	670	54	9
648	30	5	633	32	5,7

Pour augmenter la précision du module RNA 1, une autre propriété de dépôt doit être ajoutée comme la dureté par exemple. L'entrée de cette nouvelle valeur est ensuite intégrée au bloc de la zone 1, figure 4.13.

Les données expérimentales mesurées sur les dépôts sont recensées dans le tableau 4.4 en fonction des paramètres opératoires.

Tab. 4.4 Porosité et dureté du dépôt pour différentes conditions opératoires

H ₂ + Ar = 40 NL/min				
H ₂ / Ar	Porosité (%)		dureté (HV _{0,3})	
	400 A	600 A	400 A	600 A
0,1	15,95	12,10	406,42	706,04
0,2	12,03	7,90	649,86	861,28
0,3	9,54	7,10	711,70	984,20
H ₂ + Ar = 50 NL/min				
H ₂ / Ar	Porosité (%)		dureté (HV _{0,3})	
	400 A	600 A	400 A	600 A
0,2	11,74	8,21	528,60	680,54
0,3	10,30	5,86	656,74	802,68
H ₂ + Ar = 60 NL/min				
H ₂ / Ar	porosité (%)		dureté (HV _{0,3})	
	400 A	600 A	400 A	600 A
0,2	17,67	8,95	353,84	578,48
0,3	9,15	8,74	564,58	694,54

Le RNA 1 est ré-entraîné avec l'entrée qui inclut la porosité et la dureté du dépôt, et la sortie qui inclut la mesure de la vitesse et de la température des particules en vol. Les résultats sont affichés dans les figures 4.26 et 4.27 : pour la vitesse, l'erreur maximale est 10 %, l'erreur moyenne est 4,4 % ; pour la température, l'erreur maximale est 3,3 %, l'erreur moyenne est 1,2 %. Avec ces erreurs faibles, le RNA 1 donne une bonne prédiction de la température et de la vitesse des particules en vol.

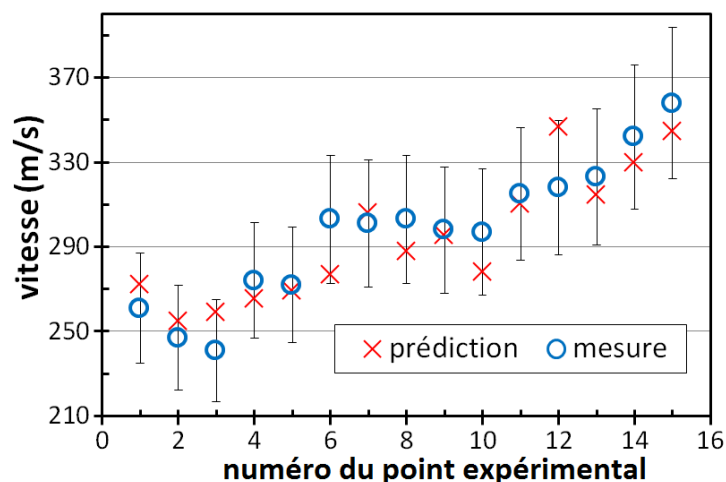


Figure 4.26 Vitesse après optimisation du module RNA 1

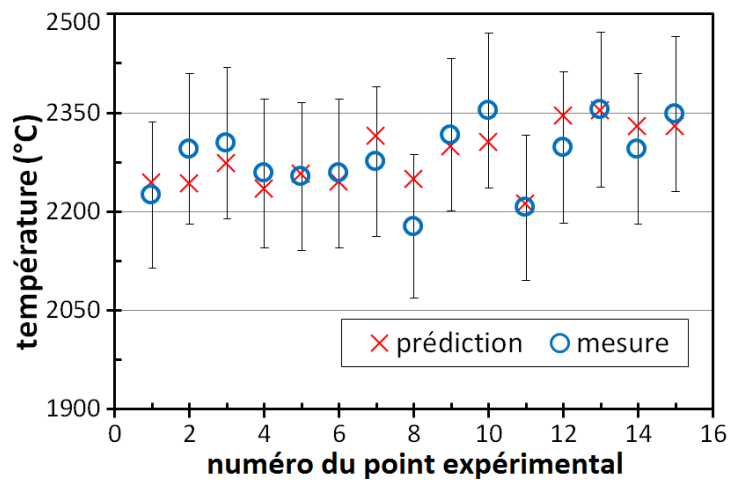


Figure 4.27 Température après optimisation du module RNA 1

4.5 Conclusion

Les signaux de l'émulateur sont traités en code Matlab script qui permet de coupler les fonctions de modification effectuées sur les paramètres du procédé avec les signaux simulés. Les signaux sont divisés en trois sections, la section intermédiaire (n°2) correspondant à la phase de transition pour passer d'une valeur à une autre valeur. Tous les signaux sont produits sous une fréquence de 4Hz, la longueur de chacune de ces trois sections est fonction de la fréquence et du temps nécessaire à la re-stabilisation du signal. Ainsi, après avoir déclenché une action pour modification le paramètre opératoire, l'intensité de courant prend 3,5 secondes pour atteindre sa phase de nouvelle stabilisation, les débits du gaz (H_2 , Ar) nécessitent d'attendre 12 s pour rejoindre ce nouvel état stable.

Le système combiné a été bâti par une approche graphique et en code Matlab. Ce système a été testé sous Labview et les différentes réponses du système ont pu être observées. Quand la porosité est changée, les sorties des modules RNA 2 et de FLC 2 intègrent les modifications, et finalement, l'émulateur traduit ses modifications pour définir de nouvelles valeurs de température et de vitesse. L'émulateur permet de simuler correctement le fonctionnement d'une torche plasma.

Le temps moyen pour réaliser une boucle du test a été évalué. Le résultat de ce test individuel indique que :

- le temps de fonctionnement de l'émulateur est stabilisé sous 44 ms après 5000 boucles
- le système expert nécessite un temps de stabilisation de 25 ms
- le bloc de traitement du signal a besoin d'un temps maximal de 40 ms pour produire les signaux simulés.

Il est néanmoins apparu quelques difficultés liées à la précision du contrôle et certaines pistes ont été proposées pour améliorer cette précision (ajout d'une propriété de dépôt, influence des écarts types de mesure, ajout d'un bloc d'optimisation). Cela doit être aujourd'hui pris en compte dans le développement futur.

Références du chapitre 4

1. E.M Coven, G.A Hedlund, Periods of some nonlinear shift registers. *Journal of combinatorial theory, series A*, 1979. **27**(2): p. 186-197.
2. Sjøreng, J., The periods of the sequences generated by some symmetric shift registers. *Journal of combinatorial theory, series A*, 1976. **21**(2): p. 164-187.
3. D. Kasperkovitz, Analysis and improvement of a static shift register. *Microelectronics Reliability*, 1974.13(6): p. 501-512, IN5-IN6, 513-515.

Conclusion générale

Conclusion générale

Ce travail se compose de quatre parties : le travail expérimental, le système expert, le système d'identification et le système combiné sous Labview.

Dans un premier temps, nous avons réalisé plusieurs mesures afin d'obtenir des valeurs sur les paramètres opératoires, sur les caractéristiques des particules en vol et sur les propriétés du dépôt. Au cours de la projection, la console de contrôle a enregistré automatiquement les paramètres opératoires avec un intervalle de temps théorique d'environ 1 s. Un appareil de diagnostic, DPV 2000 – Tecnar, a été installé sur le procédé pour mesurer en temps réel les caractéristiques des particules en vol sous une fréquence maximale de 1Hz. Les résultats concernent l'acquisition d'une température moyenne et d'une vitesse moyenne données avec un écart-type d'environ 10% pour les deux grandeurs. A l'issue de la projection, les échantillons projetés ont été analysés: La porosité moyenne du dépôt a été mesurée par un logiciel de traitement d'images (imageJ), et la dureté moyenne du dépôt a été mesurée par macro duromètre (dureté Vickers). La banque de données expérimentales est ainsi renseignée et pourra être utilisée par la suite.

Dans un deuxième temps, un système de contrôle du procédé de projection a été développé sous logiciel Labview en associant les réseaux de neurones artificiels et la logique floue. Le module de travail des réseaux de neurones artificiels prédit la vitesse et la température des particules en vol avec une erreur moyenne très faible (< 3%), il prédit aussi très correctement les paramètres opératoires (erreur de 1,2% pour l'intensité de courant, 3,9% pour le débit d'argon et 6,4% pour le débit d'hydrogène). Les modules de logique floue ont pour but de surveiller le procédé et d'indiquer la modification à effectuer sur les paramètres opératoires pour s'accorder aux prédictions données par les réseaux de neurones artificiels. Après

l'entraînement de ce système effectué à partir des données expérimentales (celles mesurées), le système expert parvient à prédire des valeurs justes et à réaliser le contrôle automatique du procédé plasma (hors ligne actuellement).

Dans un troisième temps, un système d'identification établi sur la base d'un modèle NLARX (non linéaire auto - régressif externe) a été étudié pour simuler le fonctionnement de la torche plasma. Un outil du logiciel Matlab a été choisi pour entraîner l'émulateur (simulateur du procédé) avec les données expérimentales préalablement interpolées. L'émulateur simule la température et la vitesse des particules en vol avec un pourcentage d'acceptation de 72% et 83% respectivement et avec une différence moyenne de simulation de 1% et 2%. Après cette phase d'entraînement, l'émulateur est implanté dans Labview afin de réaliser le système de surveillance et de contrôle du procédé.

En combinant le fonctionnement de l'émulateur avec celui du système expert développé sous Labview, un système combiné sous forme graphique et en code Matlab est obtenu qui permet de surveiller le procédé plasma et modifier automatiquement les paramètres sur la base de ceux issus de la prédiction. La caractéristique temporelle de ce système a été étudiée de manière à en déterminer l'élément limitant. Il apparaît que :

- le temps de fonctionnement de l'émulateur est stabilisé sous 44 ms après 5000 boucles
- le système expert nécessite un temps de stabilisation de 25 ms
- le bloc de traitement du signal a besoin d'un temps maximal de 40 ms pour produire les signaux simulés
- le système combiné nécessite quant à lui un temps de 101 – 105 ms pour réaliser une itération.

Pour conclure ce travail, nous avons relevé quelques difficultés de fonctionnement d'un tel système. Ces difficultés sont liées à la précision du contrôle (la précision des

modules RNA 1 et de RNA 2, et la différence entre les données produites par le module RNA 2 et l'émulateur). Certaines pistes ont été proposées pour améliorer cette précision (ajout d'une propriété de dépôt, influence des écarts types de mesure, ajout d'un bloc d'optimisation). Cela doit être aujourd'hui pris en compte dans le développement futur.

Perspectives

Maintenant, la construction du dispositif doit être réalisée pour une application sur site. On peut ainsi découper le travail futur en quatre parties :

- Le choix et l'installation de capteurs qui permettent de mesurer les paramètres opératoires en ligne avec une précision, une fréquence de mesure et un temps de réponse adaptés
- La mise en œuvre d'actionneurs qui permettent d'effectuer mécaniquement les modifications des paramètres opératoires. L'actionneur doit avoir la capacité de transférer l'ordre électrique à l'action mécanique, par exemple fermer la vanne de gaz
- La réalisation de tests pratiques pour vérifier l'état de fonctionnement du système et des différents capteurs et actionneurs. Ces tests doivent conduire à une optimisation finale (nombre de capteurs et d'actionneurs, performances, communication entre logiciel et réponse physique,...)
- L'utilisation du système de façon suivie et rapport critique.