



MÉMOIRE
PRÉSENTÉ À
L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À CHICOUTIMI
COMME EXIGENCE PARTIELLE
DE LA MAÎTRISE EN INFORMATIQUE

PAR
JIMMY GIRARD NAULT
B.Sc.A.

SYSTÈME INTELLIGENT D'AIDE AU CONTRÔLE DE PROCÉDÉ DANS UN
FOUR À ARC

AOÛT 2012

RÉSUMÉ

Le contrôle de procédé est une tâche difficile. C'est particulièrement le cas lorsque le système possède des non-linéarités, comme des réactions chimiques ou des imprévus. Nous retrouvons ce genre de procédé dans les fours à arc qui sont utilisés notamment dans la production d'acier et de ferrosilicium. En plus de faire face à plusieurs sources de non-linéarités, nous sommes dans l'impossibilité de connaître et mesurer exactement ce qui se passe à l'intérieur du four. Le manque de contrôle et d'automatisme lié à ces problèmes amène les opérateurs à devoir prendre des décisions importantes qui auront un impact sur le déroulement du procédé. Puisqu'elles se basent la plupart du temps sur l'expérience et l'intuition des travailleurs, il est facile de déduire que les décisions prises ne seront pas toujours les plus efficaces. Par contre, la probabilité d'être en erreur est diminuée plus l'opérateur possède de l'expertise. Or, ce n'est pas tout le monde qui possède la même expertise et les ressources expérimentées sont rares et coûteuses. De plus, lors du départ à la retraite d'un employé, cette connaissance est souvent perdue. Dans le but d'améliorer le contrôle et l'automatisation du procédé, des auteurs proposent des solutions liées au contrôle de sous-systèmes. Ainsi, nous retrouvons un nombre assez limité de modèles qui permettent de contrôler la position des électrodes, d'améliorer l'efficacité énergétique, d'estimer la température du métal en fusion, etc. Mais ceux-ci sont limités à leurs sous-systèmes respectifs. De plus, ils n'utilisent pas l'expertise des opérateurs et ils ne permettent pas de la conserver. Aussi, les solutions qui permettent d'améliorer le contrôle de façon globale se font très rares. Un système expert pourrait formaliser, codifier et conserver l'expertise du domaine des fours à arc (provenant entre autres des opérateurs) dans une base de connaissance. En la combinant avec de l'information comme des données du procédé en temps réel, nous l'utilisons dans le but de fournir des indications, de déduire des phénomènes et de devenir un puissant outil d'aide à la décision qui permet d'améliorer le contrôle du procédé dans son ensemble.

Ce mémoire fournit la méthodologie et la connaissance requise pour mettre en œuvre un système expert qui sert d'outil d'aide à la décision pour améliorer le contrôle de procédé dans les fours à arc. Elle propose des règles de production décrites à l'aide d'un formalisme de codification de l'expertise des opérateurs et des modèles s'appuyant sur des équations mathématiques. Ces derniers utilisent des données historiques et en temps réel comme les paramètres électriques. Ces deux éléments sont utilisés par le système expert dans le but de faire un diagnostic de l'état interne du four et de son mélange. Il permet entre autres de déduire s'il y a accumulation de métal, s'il y a la nécessité d'ajouter du carbone ou non dans le mélange et la position des électrodes. Ainsi, il permet d'améliorer le contrôle global du procédé, de conserver l'expertise du domaine et de l'utiliser pour effectuer ses déductions. Enfin, le système a été implémenté et validé concrètement en milieu industriel où nous produisons du ferrosilicium dans un four à arc. Ainsi, les modèles ont été validés individuellement en comparant le résultat obtenu avec la réalité sur une période de douze jours et les règles ont été testées par validation apparente et comparées avec les décisions prises par les experts.

REMERCIEMENTS

Tout d'abord, je désire remercier mon directeur de recherche M. Sylvain Boivin pour son implication dans le projet, son dévouement, ses encouragements et ses conseils. Je tiens également à remercier M. Marc Duchesne pour son excellent travail et sa collaboration qui a entre autres conduit au développement de règles et de modèles mathématiques.

Ensuite, le projet de recherche présenté dans ce travail s'est déroulé avec l'étroite collaboration du personnel d'Elkem Métal Canada que je tiens à remercier. Plus particulièrement, M. Léo Bertrand, directeur de l'usine pour avoir accepté d'aller de l'avant avec ce projet. Ensuite, Pascal Nadeau, Samuel Lemieux, Robert Tremblay et Gilles Dufour qui ont permis d'accélérer le développement grâce à leur soutien et leurs connaissances du domaine des fours à arc.

Finalement, je désire remercier mes parents pour leur soutien inconditionnel tout au long de ce projet et ma partenaire de vie Stéphanie Simard pour son écoute, ses précieux conseils et qui a toujours eu les bons mots pour m'encourager.

TABLE DES MATIÈRES

RÉSUMÉ	ii
REMERCIEMENTS.....	iii
TABLE DES MATIÈRES	iv
LISTE DES TABLEAUX	vi
LISTE DES FIGURES	vii
CHAPITRE 1 INTRODUCTION.....	9
CHAPITRE 2 ÉLECTROLYSE DANS LES FOURS À ARC.....	22
2.1 LES FOURS À ARC ET LEURS COMPOSANTES	22
2.2 PROCÉDÉ D'ÉLECTROLYSE DANS LES FOURS À ARC	23
2.3 PRODUCTION DE FERROSILICIUM DANS LES FOURS À ARC.....	25
CHAPITRE 3 CONTROLE DU PROCÉDÉ D'ÉLECTROLYSE	31
3.1 CONTRÔLE DE PROCÉDÉ DANS UN FOUR À ARC	31
3.2 APPROCHES EXISTANTES POUR CONTRÔLER LE PROCÉDÉ	33
3.2.1 CONTRÔLE DE SOUS-SYSTÈMES D'UN FOUR À ARC.....	34
3.2.2 CONTRÔLE GLOBAL DU SYSTÈME.....	40
3.2.3 BILAN DES APPROCHES PROPOSÉES	44
CHAPITRE 4 SYSTÈME EXPERT.....	46
4.1 INTRODUCTION DES SYSTÈMES EXPERTS	46
4.2 HISTORIQUE DES SYSTÈMES EXPERTS	47
4.3 COMPOSANTES ET ARCHITECTURE D'UN SYSTÈME EXPERT	51
4.4 APPROCHE DE DÉVELOPPEMENT D'UN SYSTÈME EXPERT.....	52
4.4.1 SYSTÈME EXPERT BASÉ SUR LES RÈGLES.....	53
4.4.2 SYSTÈME EXPERT BASÉ SUR UN RÉSEAU DE NEURONE	55
4.4.3 SYSTÈME EXPERT BASÉ SUR LA LOGIQUE FLOUE	62
4.4.4 SYSTÈME EXPERT BASÉ SUR L'ORIENTÉ OBJET	64
4.4.5 SYSTÈME EXPERT À RAISONNEMENT PAR CAS.....	66
4.5 MÉTHODOLOGIE POUR LE DÉVELOPPEMENT D'UN SYSTÈME EXPERT	67
4.6 ENVIRONNEMENTS DE DÉVELOPPEMENT D'UN SYSTÈME EXPERT.....	69
4.7 REPRÉSENTER ET MANIPULER L'INCERTITUDE DANS LES SYSTÈMES EXPERTS	71
4.7.1 APPROCHE PROBABILISTE ET RÉSEAUX BAYÉSIENS.....	74
4.7.2 LOGIQUE MULTIVALENTE	79
4.7.3 FACTEURS DE CONFIANCE	81
4.7.4 APPROCHE RETENUE POUR GÉRER L'INCERTITUDE	85
CHAPITRE 5 SYSTÈME EXPERT POUR LE CONTROLE D'UN FOUR À ARC	86
5.1 POSITIONNEMENT DE LA SOLUTION PROPOSÉE PAR RAPPORT AUX SOLUTIONS EXISTANTES	86
5.2 ARCHITECTURE DU SYSTÈME EXPERT PROPOSÉ	87
5.2.1 TYPES DE FAITS	88
5.2.2 COMPOSANT DE LECTURE ET DE PRÉPARATION DES DONNÉES	90

5.2.3	CONTENEURS DE DONNÉES.....	91
5.2.4	MOTEUR D'INFÉRENCE ET ENVIRONNEMENT CLIPS.....	91
5.2.5	INTERFACE UTILISATEUR	95
5.3	PROCESSUS D'ACQUISITION DE LA CONNAISSANCE ET DE L'EXPERTISE 97	
5.4	PROCESSUS DE DÉVELOPPEMENT DES MODÈLES ET DES RÈGLES	99
5.4.1	RÈGLES DE PRODUCTION	101
5.4.2	MODÈLES MATHÉMATIQUES	103
	CHAPITRE 6 MISE EN ŒUVRE ET EXPÉRIMENTATION.....	118
6.1	INTRODUCTION DE L'ENTREPRISE ELKEM MÉTAL.....	118
6.2	PROBLÉMATIQUE ET SOLUTION PROPOSÉE.....	118
6.3	TECHNOLOGIE UTILISÉE.....	119
6.4	MISE EN ŒUVRE DU SYSTÈME EXPERT	120
6.5	VALIDATION DU SYSTÈME EXPERT ET DE SES COMPOSANTS	126
6.5.1	INTRODUCTION	126
6.5.2	VALIDATION DES MODÈLES.....	126
6.5.3	VALIDATION DES RÈGLES.....	131
6.5.4	VALIDATION DU SYSTÈME ET TESTS UNITAIRES	132
6.6	EXPÉRIMENTATION DU SYSTÈME EXPERT.....	133
6.7	POINTS FORTS DU SYSTÈME EXPERT PROPOSÉ	134
6.8	POINTS FAIBLES DU SYSTÈME EXPERT PROPOSÉ.....	134
	CHAPITRE 7 CONCLUSION	136
7.1	RÉALISATION DES OBJECTIFS	139
7.2	REVUE DU SYSTÈME PROPOSÉ EN SOLUTION	142
7.3	LIMITATIONS ET AMÉLIORATIONS POSSIBLES DANS LE FUTUR	143
7.4	EN TERMINANT.....	144
	LISTE DE RÉFÉRENCES	145
	ANNEXE 1	152
	ANNEXE 2	154
	ANNEXE 3	158

LISTE DES TABLEAUX

TABLE 1 - CARACTERISATION DE L'ECHANTILLON.....	129
TABLE 2 - TABLEAU SOMMAIRE DES RESULTATS DE VALIDATION OBTENUS.....	130

LISTE DES FIGURES

FIGURE 1: FOUR À ARC MODIFIÉ DE [23].....	23
FIGURE 2 - FLUX DE PRODUCTION D'UNE USINE DE PRODUCTION DE FERROSILICIUM [26]..	28
FIGURE 3 – EXEMPLE DE FOUR À ARC POUR LA PRODUCTION DE FERROSILICIUM [26].....	29
FIGURE 4 - SCHÉMA REPRÉSENTANT LE FONCTIONNEMENT DU SYSTÈME EFSOP [44].....	38
FIGURE 5 - ÉVOLUTION DES SYSTÈMES EXPERTS DÉVELOPPÉS PAR LE HPP [49]	49
FIGURE 6 – ARCHITECTURE D'UN SYSTÈME EXPERT [68].....	52
FIGURE 7 - PROCESSUS D'ENTRAÎNEMENT D'UN RÉSEAU DE NEURONES [71].....	56
FIGURE 8 - PERCEPTRON MULTICOUCHE [73].....	58
FIGURE 9 - RESEAU D'ELMAN TYPIQUE [75].....	59
FIGURE 10 - RÉSEAU RBF (RADIAL BASIS FUNCTION) [79]	60
FIGURE 11 - RESEAU DE KOHONEN [79].....	61
FIGURE 12 - ARCHITECTURE DE BASE D'UN SYSTEME EXPERT BASE SUR LA LOGIQUE FLOUE [69].....	63
FIGURE 13 - EXEMPLE DE CLASSE DANS UN SYSTEME EXPERT BASE SUR L'ORIENTE-OBJET [83].....	65
FIGURE 14 - CLASSIFICATION DE L'INFORMATION DANS LES SYSTÈMES EXPERTS [94]	72
FIGURE 15 - APPROCHES POUR REPRÉSENTER ET MANIPULER L'INCERTITUDE [88].....	74
FIGURE 16 - EXEMPLE DE L'UTILISATION D'UN RÉSEAU BAYÉSIEN.....	78
FIGURE 17 – EXEMPLE DE FONCTIONS D'APPARTENANCE [105].....	80
FIGURE 18 - CALCULS UTILISÉS LORS DE LA COMBINAISON DE FACTEURS DE CONFIANCE [88].....	82
FIGURE 19 – FACTEUR DE CONFIANCE OBTENU LORS DE LA COMBINAISON DE DEUX FACTEURS DE CONFIANCE	83
FIGURE 20 - EXEMPLE D'UTILISATION DE FACTEURS DE CONFIANCE [110].....	84
FIGURE 21 - ARCHITECTURE DU SYSTÈME EXPERT.....	87
FIGURE 22 – FONCTIONS DE DEFINITION DE GABARIT CLIPS SE TROUVANT DANS LE FICHIER <i>INIT.CLP</i>	92
FIGURE 23 - FONCTION <i>COMBINECF</i> SE TROUVANT DANS LE FICHIER <i>INIT.CLP</i>	92
FIGURE 24 - EXEMPLE DE REGLE CLIPS	93
FIGURE 25 - CODE DECRIVANT LA SEQUENCE DE L'INFERENCE CLIPS.....	95
FIGURE 26 - PROCESSUS DE CRÉATION DES RÈGLES ET MODÈLES	100
FIGURE 27 - EXEMPLE D'ÉVOLUTION DE LA LONGUEUR DES ÉLECTRODES.....	105
FIGURE 28 - CORRÉLATION ENTRE L'EFFICACITÉ ET LES POUSSIÈRES RELATIVES (KILOGRAMMES PAR MÉGAWATT) LORS DE LA PRODUCTION DE SI À 50% DE PURETÉ	106
FIGURE 29 - CORRELATION ENTRE L'EFFICACITE ET LES POUSSIÈRES RELATIVES (KILOGRAMMES PAR MÉGAWATT) LORS DE LA PRODUCTION DE SI A 50% DE PURETE	106
FIGURE 30 – ÉVOLUTION DU PREMIER MODÈLE SERVANT À DÉDUIRE L'ACCUMULATION DE MÉTAL DANS LE FOUR PAR RAPPORT AU MÉTAL EXTRAIT RÉELLEMENT	107
FIGURE 31 - ÉVOLUTION DE DEUX AUTRES MODELES SERVANT A DEDUIRE L'ACCUMULATION DE METAL DANS LE FOUR PAR RAPPORT AU MÉTAL EXTRAIT RÉELLEMENT.....	108
FIGURE 32 - DEMONSTRATION DU COMPORTEMENT ERRONE DES MODELES LORS DE SITUATIONS EXCEPTIONNELLES	111
FIGURE 33 - ÉVOLUTION DU NOUVEAU MODELE SERVANT A DEDUIRE L'ACCUMULATION DE METAL DANS LE FOUR PAR RAPPORT AU METAL EXTRAIT REELLEMENT	112

FIGURE 34 - CIRCUIT ÉLECTRIQUE D'UN FOUR À ARC, MODIFIÉ DE [113]	113
FIGURE 35 - IDENTIFICATION TRIGONOMETRIQUE POUR TROUVER LA PUISSANCE THEORIQUE	114
FIGURE 36 - INTERFACE UTILISATEUR DU SYSTÈME EXPERT	122
FIGURE 37 - FENETRE D'EXPLICATIONS DU RESULTAT	123
FIGURE 38 - FENETRE DE CONSULTATION/MODIFICATION DES PARAMETRES DE MODELISATION.....	124
FIGURE 39 - EXEMPLE DU RÉSULTAT OBTENU LORS D'UN DIAGNOSTIC	125
FIGURE 40 - 2011-11-01 – COMPORTEMENT DE LA PREMIERE VERSION D'UN MODELE SERVANT A DEDUIRE L'ACCUMULATION DE METAL.....	128
FIGURE 41 - 2011-11-01 – COMPORTEMENT DE LA VERSION AMELIOREE D'UN MODELE SERVANT A DEDUIRE L'ACCUMULATION DE METAL.....	128
FIGURE 42 - DÉMONSTRATION DU LOGICIEL DE CRÉATION D'ONTOLOGIES PROTÉGÉ	153

CHAPITRE 1

INTRODUCTION

Une entreprise consomme des ressources afin de fournir des biens et des services à des clients. Afin d'accroître la rentabilité, ses dirigeants sont constamment à la recherche de moyens d'amélioration. Celle-ci doit donc être en constante évolution. Dans les industries, une telle amélioration peut s'obtenir avec un meilleur contrôle, une meilleure efficacité et l'automatisation des procédés. Au cours des dernières décennies, d'autres raisons ont poussé les industries à vouloir s'améliorer. Tout d'abord, nous avons assisté à une demande grandissante du respect de l'environnement et de l'efficacité énergétique. Ensuite, la concurrence féroce a forcé les entreprises à augmenter la qualité de leurs produits. Finalement, d'importantes avancées technologiques ont eu lieu. Toutes ces raisons ont amené les entreprises du milieu industriel à devoir améliorer leurs opérations et l'efficacité de leurs procédés [1]. Cette amélioration passe par un meilleur contrôle et l'automatisation de ceux-ci devenus de plus en plus complexes [2].

Le contrôle de procédé est très difficile et demeure une fonction clé dans la gestion de la production des industries. En effet, sans un contrôle rationnel et rigoureux, les bénéfices potentiels ne peuvent être entièrement atteints [3]. Il est reconnu que les techniques de contrôle avancées permettent d'améliorer les performances des procédés [4]. La plupart d'entre elles tentent de représenter ou reproduire le comportement d'un système

réel en effectuant une modélisation de ce dernier. Pour ce faire, nous utilisons des modèles qui peuvent être une description du système à être contrôlé, du bruit ou des perturbations qui peuvent agir sur ce dernier, des commandes que les opérateurs peuvent émettre ou encore des qualités voulues ou désirées du système à son état final [5]. De tels modèles peuvent être déterministes utilisant par exemple des équations différentielles (ordinaires ou partielles), stochastiques ou probabilistes et peuvent être conçus en utilisant différentes approches. La première est la modélisation physique (physical modelling) qui consiste à appliquer des lois de la physique comme les équations de Newton ou de la conservation d'énergie. La seconde est la modélisation empirique qui consiste à développer des modèles à partir des données mesurées ou observées. Finalement, nous retrouvons la modélisation mathématique qui permet de décrire un système en utilisant le langage et les concepts mathématiques. De manière générale, les équations de ces différents types de modèles sont composées de variables qui représentent les éléments d'un système et d'opérateurs (opérateurs algébriques, fonctions, opérateurs différentiels, etc.) qui agissent sur celles-ci. La composition de ces équations nous amène à distinguer deux types de modèles : linéaires et non linéaires. Tout d'abord, les modèles linéaires ont la propriété de satisfaire le principe de superposition [6]. Ainsi, un système satisfait cette propriété si la sortie pour une entrée $ax_1(t) + bx_2(t)$ est $ay_1(t) + by_2(t)$ et que $y_1(t)$ et $y_2(t)$ est la sortie obtenue en réponse aux entrées $x_1(t)$ et $x_2(t)$ et où a et b sont des constantes. De plus, les équations de ce type de modèle sont composées uniquement de fonctions linéaires [7]. Les systèmes non linéaires quant à eux ne satisfont pas la propriété de superposition. À titre d'exemple, leur forme la plus simple est lorsque la sortie dépend uniquement sur la valeur courante de

l'entrée, mais de manière non linéaire comme dans l'équation suivante : $y(t) = ax(t) + bx^3(t)$. La linéarité d'un système que nous tentons de modéliser est une caractéristique importante puisque la modélisation d'un système non linéaire est beaucoup plus complexe que lorsque nous tentons de modéliser un système linéaire.

Les procédés représentés par les modèles linéaires se contrôlent bien et la recherche a permis de trouver des solutions pour une large gamme de problèmes de contrôle [8]. Depuis les vingt dernières années, la majorité de ces solutions sont issues de stratégies basées sur les modèles et elles sont devenues très populaires en partie grâce à la complexité grandissante des procédés et la nécessité d'avoir recours à de nouvelles techniques qui permettent de les contrôler et les automatiser. Nous utilisons ce genre de stratégie dans les problèmes complexes à variables multiples entre autres [9] et ce sont les méthodes MPC (Model Predictive Control) qui sont les plus souvent utilisées. Ces techniques consistent à utiliser une modélisation linéaire du procédé afin d'en prédire la sortie ou l'état futur [10]. Nous y parvenons à l'aide de contrôleurs munis de senseurs, de capteurs et d'actionneurs et le contrôleur le plus utilisé est le PID (Proportional plus Integral plus Derivative) [5]. Celui-ci joue le rôle d'opérateur linéaire qui s'applique à l'état actuel du système. Il contient des états finis et connus d'avance. Il est intéressant de savoir que nous avons en grande partie tout fait ce que nous pouvions faire avec cette approche. C'est par contre une toute autre histoire pour les procédés représentés par les modèles non linéaires, car lorsque nous nous retrouvons avec des procédés non-stationnaires et imprédictibles, les techniques de contrôle traditionnelles sont difficilement applicables puisqu'il est impossible d'établir

de relation fonctionnelle clairement définie entre les entrées et la sortie du procédé et qu'il est très difficile d'obtenir un modèle précis caractérisant ce dernier.

Problématique

La difficulté dans le contrôle de procédé est bien présente dans les fours à arc. D'une part, car il s'agit d'un système non linéaire et d'autre part, car nous avons peu d'information sur l'état de la réaction interne. Cela implique qu'il est nécessaire de représenter le procédé par un modèle non linéaire et que les techniques de contrôle qui se basent sur les modèles linéaires sont inefficaces. De plus, la réaction dans le four est à haute température et l'industrie ne possède pas le niveau de technologie qui permet de prendre des mesures en continu à cet endroit. Ceci accroît de beaucoup la complexité des mécanismes de contrôle. Bien que l'industrie possède beaucoup d'expérience dans la production de métaux dans ce genre de fournaise, le contrôle du procédé reste difficile et loin d'être optimal ce qui se traduit par de fréquentes pertes de production, avec tous les impacts financiers et environnementaux qui s'y rattachent.

La difficulté dans le contrôle du procédé en question est donc en grande partie liée aux non-linéarités et à l'impossibilité d'observer directement l'état interne du four. Une première source de non-linéarité est le contrôle par rétroaction (feedback) puisque cela engendre des non-linéarités, car nous réinjectons la sortie du système dans son entrée. Ensuite, les procédés sont soumis à des perturbations et à des incertitudes ce qui produit des comportements non linéaires [11]. Puis, d'un point de vue chimique, les sources typiques de comportements non linéaires peuvent être des mécanismes de réaction complexe, la loi

d'Arrhenius, le transfert de chaleur radiative, etc. [2]. Finalement, il n'est pas toujours possible d'avoir recours à de l'instrumentation pour la saisie de données et pour l'observation du bon déroulement du procédé. Ce sont toutes des sources de non-linéarités qui rendent le contrôle de procédé dans les fours à arc une tâche très complexe et difficile.

La recherche a tout de même permis de trouver des solutions qui permettent de contrôler des aspects du procédé. Tout d'abord, certaines d'entre elles sont basées sur des modèles (physiques, empiriques ou mathématiques) mettant en relation des données ou des signaux. De plus, nous avons souvent recours à des techniques comme la linéarisation entrée/sortie (input/output linearization), les techniques NMPC (Nonlinear Model Predictive Control), la linéarisation par feedback et le mode de contrôle coulissant [9]. Mais la grande difficulté avec ces méthodes est d'obtenir un modèle précis caractérisant le procédé. Puisque ceux-ci sont complexes, imprécis et incertains, il est fréquent que nous ne puissions pas avoir de modèle fiable. De plus, elles permettent de contrôler uniquement certains aspects des procédés où nous retrouvons des non-linéarités et non le procédé en entier. Ensuite, nous retrouvons le contrôle intelligent qui propose des solutions utilisant des techniques de contrôle issues de l'intelligence artificielle [12]. Celles-ci consistent à effectuer une modélisation du procédé en partie grâce aux données historiques [13]. Nous pouvons subdiviser le contrôle intelligent en sous-domaines en fonction des techniques d'intelligence artificielle utilisées. Parmi celles-ci, nous retrouvons les réseaux de neurones, la logique floue, une combinaison des deux que nous nommons modèle hybride, les systèmes experts, les modèles basés sur l'observation d'évidences comme les réseaux markoviens ou les réseaux bayésiens, les algorithmes génétiques ou évolutionnaires, les

agents intelligents et les algorithmes d'apprentissage [14]. La grande majorité des solutions que nous retrouvons dans la littérature permettent de contrôler uniquement certains sous-aspects du procédé et non le procédé en entier. Par exemple, nous retrouvons des solutions qui permettent de contrôler le positionnement des électrodes ou d'estimer la température du métal dans le four, mais cela ne permet pas d'automatiser le procédé ou de prédire l'état du procédé et de l'intérieur du four. Donc malgré l'existence de plusieurs solutions, la difficulté de l'automatisation et le contrôle de procédé des fours à arc est toujours présente. Cela force les entreprises à dépendre de l'expertise des opérateurs qui doivent constamment prendre des décisions sur la base d'information imprécise et incomplète. Dans cette optique, nous retrouvons des outils d'aide au contrôle qui permettent de raisonner et de proposer une action à prendre en se basant sur l'expertise que nous leur avons transmise. Nous les appelons les systèmes experts et ils permettent de codifier l'expertise et la rendre accessible à tout le monde en servant d'outil d'aide à la décision. Ils font partie de la classe des approches de contrôle intelligent. À ce jour, un nombre très restreint de systèmes de ce genre a été proposé pour contrôler les fours à arc.

Objectif

Notre objectif est de concevoir une stratégie de contrôle du procédé que nous retrouvons dans les fours à arc basée sur les systèmes experts et la modélisation de phénomènes inhérents à ce dernier. Il ne s'agit pas de remplacer la logistique de contrôle existante, mais bien de lui ajouter un élément complémentaire jouant le rôle d'un expert virtuel. De même, il ne s'agit pas de remplacer les opérateurs, mais bien de leur donner un

outil pour affiner leur stratégie décisionnelle.

Le système expert sera de haut niveau d'abstraction. Il améliorera le contrôle du procédé en servant d'outil d'aide à la décision qui va permettre d'obtenir des signaux et des avertissements à propos du procédé global et non uniquement sur des sous aspects comme le fait la majorité des solutions existantes. De la même manière que propose le système développé par la compagnie Tenova nommé iEAF [15], il combinera une multitude d'information provenant d'automates, de modèles mathématiques, de l'expertise que nous lui avons transmis et autre pour effectuer des déductions de l'état interne du four. Tout cela dans le but de fournir ses conclusions aux opérateurs qui doivent prendre des décisions sur le procédé. Il peut même utiliser en entrée une ou des données provenant de solutions existantes qui aident au contrôle de sous-aspects du procédé. Par exemple, il pourrait utiliser une donnée de température provenant d'une solution qui permet d'estimer la température du métal en fusion à l'intérieur du four. Concrètement, le but du système est d'offrir un diagnostic à propos de l'état du procédé et de suggérer des actions ou mesures correctives pour améliorer le contrôle de ce dernier. Il fournit son information par le biais d'avertissements et de signaux aux opérateurs.

La conception du système s'appuie sur des modèles mathématiques et sur des éléments de connaissance formalisés sous forme de règles. Parmi ces éléments, nous retrouvons les banques de données historiques du comportement du four, la connaissance pratique de la réaction du four aux diverses interventions, l'expertise des opérateurs seniors, la connaissance des phénomènes physico-chimiques des fours à arc et l'expérimentation

numérique. Quant à eux, les modèles mathématiques s'obtiennent en partie via une analyse statistique effectuée sur des séries temporelles de données concernant le comportement physico-chimique du four.

En améliorant la prise de décision, le système expert proposé permet d'améliorer la productivité et l'efficacité du procédé et du même coup, le profit des entreprises. Il peut aussi être utilisé par les opérateurs juniors ou comme outil de formation puisqu'il détient l'expertise de plusieurs experts. Finalement, il vient en solution aux problèmes de contrôle de procédé dans les fours à arc en fournissant un outil d'aide à la décision agissant sur le procédé et son état global. Il résout également le problème du manque d'expertise de la main d'œuvre lié au mouvement du personnel.

Méthodologie

La méthodologie de développement du projet de recherche se divise en quatre phases. La première consiste à étudier le domaine des fours à arc, les notions électriques (arc électrique, circuit, etc.), chimiques et physiques qui s'y rattachent, le principe d'électrolyse, la problématique au niveau du contrôle et de l'automatisation du procédé et les avenues de solutions existantes. Il y a tout d'abord la recherche dans la littérature pour comprendre les principes, voir ce qui existe à l'heure actuelle pour aider dans le contrôle de ce procédé et développer une ontologie du domaine des fours à arc. Cette recherche d'information s'effectue en consultant des documents comme des livres et des articles scientifiques qui portent sur les fours à arc. De plus, cette phase permet de mieux

comprendre la problématique et de déterminer la méthode qui sera utilisée pour tenter de solutionner ce problème.

Après s'être familiarisé avec le domaine et ses différents concepts, il était possible d'assister à des rencontres avec des experts. Ainsi, la seconde phase est l'acquisition de l'expertise dans le but éventuel de la codifier dans un système d'aide à la décision. Cette expertise permettra ainsi de développer des règles de production représentant cette dernière et des modèles mathématiques qui mettent en relation des données numériques réelles. Mais pour ce faire, il a fallu rencontrer des experts du domaine (opérateurs et ingénieurs) à plusieurs reprises afin d'acquérir le langage utilisé et bien comprendre le procédé que nous retrouvons dans ce type de four. Cela a permis, par la suite, de formaliser la connaissance et éventuellement la codifier sous forme de règles qui seront utilisées par le système expert. Nous les combinons avec des observations relatives au procédé et des modèles mathématiques pour effectuer des déductions sur l'état interne du four. Les modèles mathématiques sont développés pour appuyer les règles et sont issus d'analyses statistiques qui mettent en relation des signaux pour effectuer des déductions sur des indications importantes relatives au procédé. L'élaboration et la validation des règles et des modèles nécessitent également un travail étroit avec les experts du domaine.

Lorsque nous avons été en mesure d'élaborer quelques règles, il a été possible de procéder à l'implémentation du système expert. Pour ce faire, il fallait en premier lieu déterminer la technologie utilisée et se familiariser avec les techniques de développement d'un tel système. Ainsi, le langage de programmation Java a été choisi pour implémenter un

logiciel qui permet de fusionner les composantes du système. De plus, il fournit l'interface utilisateur et l'outil de connexion à une base de données. Le célèbre langage orienté objet a été choisi pour ses avantages au niveau de la portabilité et de sa compatibilité avec les principaux systèmes de bases de données [16]. Ensuite, il fallait déterminer l'outil de développement qui fournit tous les éléments nécessaires à un système expert comme le moteur d'inférence. L'outil CLIPS a été choisi pour ses nombreux avantages qui l'ont rendu célèbre comme sa portabilité, sa rapidité d'exécution, sa documentation et son faible coût puisqu'il fait partie du domaine public [17]. Son utilisation demandait de nouvelles connaissances qui se distinguent des méthodes de programmation habituelles. Il fallait en effet apprendre la logique et la syntaxe que nous devons utiliser dans cet outil. Puisque cette dernière s'apparente à LISP, il a été possible de trouver facilement une quantité importante de documentation à ce sujet [18]. De plus, il fallait trouver comment l'intégrer dans le programme principal écrit dans le langage Java. C'est ainsi que nous avons découvert la librairie CLIPSJNI qui fournit l'environnement CLIPS pour le célèbre langage orienté objet. L'architecture du système ainsi que la technologie utilisée est présentée en détail dans le chapitre 5. Après avoir fait le choix de la technologie et de l'architecture du système ainsi que nous possédions un haut niveau de connaissance du domaine, nous avons pu procéder au développement de ses composants.

La validation du système a eu lieu dans une usine où nous produisons du ferrosilicium et s'est découpée en deux phases soit d'une part la validation des modèles mathématiques et du système comportant uniquement les règles et d'autre part la validation du système après y avoir intégré les modèles. L'avantage de la validation en

usine est que nous avons été en mesure de comparer, pour les mêmes données en entrée, les résultats obtenus en sortie des modèles et des règles avec ceux obtenus réellement en usine. Nous appelons cette dernière la validation des résultats [19]. Tout d'abord, la validation du système comportant uniquement les règles a permis de raffiner la base de règles et d'effectuer des ajustements au niveau des facteurs de confiance qui permettent la gestion de l'incertitude. Elle s'est déroulée en grande partie en compagnie d'experts du domaine en confrontant le système comportant uniquement les règles à toutes sortes de situations événementielles qui s'étaient produites dans le passé. Son comportement a été étudié et comparé avec la réalité dans une multitude de conditions qui nous intéressaient comme des arrêts du four, lorsqu'il y avait accumulation de métal, des cassures d'électrode, etc. La validation consistait donc à prendre des données réelles dans le passé pour voir les conclusions proposées par le système et les résultats obtenus ont été comparés avec les décisions qui ont été prises par les experts. Ainsi, nous pouvions voir si le système allait dans la même direction que ces derniers ou pas. La plupart du temps, il doit aller dans la même direction puisque les règles représentent leur expertise. Pour sa part, la validation des modèles mathématiques s'est déroulée également en usine en utilisant des données réelles du procédé. Elle a été effectuée parallèlement à la validation des règles en choisissant douze journées aléatoirement. Pour chacune d'entre elles, nous avons assisté aux rencontres des experts en observant et en prenant note des décisions prises à propos du procédé. Par la suite, il y a eu comparaison entre celles-ci, l'état du four et de son procédé et les indications fournies par les modèles. Les résultats ont été très satisfaisants et sont présentés dans le chapitre de mise en œuvre et d'expérimentation de cet ouvrage. Cela a permis entre autres

d'améliorer considérablement les modèles et leur fiabilité. Ensuite, la seconde phase consistait à valider le système expert dans son état final c'est-à-dire après y avoir intégré les modèles mathématiques. Pour ce faire, nous avons réalisé des tests de robustesse pour nous assurer de la fiabilité et de la stabilité du système ainsi que des tests fonctionnels pour s'assurer qu'il répondait bel et bien aux attentes fixées.

Organisation du mémoire

La structure du mémoire se divise en sept chapitres. Le second présente les fours à arc et décrit ses principaux composants. Ensuite, les étapes du procédé que nous retrouvons généralement dans ce dernier sont décrites. Par la suite, le procédé de fabrication du ferrosilicium est présenté. Nous y retrouvons une description sommaire de ce qu'est le ferrosilicium et du type de mélange utilisé pour l'obtenir. Finalement, la ligne de production d'une telle industrie est présentée.

Le troisième chapitre décrit la difficulté dans le contrôle de procédé dans un four à arc. De plus, nous y présentons les solutions existantes dans la littérature. La majorité de celles-ci se basent sur des modèles mathématiques et permettent uniquement d'améliorer le contrôle de sous-aspect du procédé. Quelques solutions qui utilisent des techniques de l'intelligence artificielle sont présentées et celles-ci permettent d'améliorer le contrôle de procédé dans son ensemble.

Le chapitre quatre introduit la notion de système expert. Après y avoir présenté un bref historique, nous décrivons les composantes d'un tel système et la méthodologie de développement que nous pouvons utiliser. Suite à cela, nous présentons les environnements

de développement d'un système expert qui sont disponibles et leurs avantages et inconvénients. Finalement, nous décrivons les différentes méthodes qui leur permettent de gérer l'incertitude.

Le cinquième chapitre présente le concept de système expert qui permet d'aider au contrôle de procédé dans les fours à arc. Nous décrivons l'architecture du système ainsi que ses composants. De plus, nous présentons la méthodologie utilisée pour développer les règles de production ainsi que les modèles mathématiques.

Le chapitre six est dédié à la description de la mise en œuvre et de l'expérimentation dans une usine. Celle-ci se situe à Chicoutimi et utilise un four à arc afin de produire du ferrosilicium depuis plus de 60 ans. Nous y retrouvons une description de l'industrie en question et de sa problématique. Ensuite, nous décrivons l'implémentation du système qui a été réalisé et des tests et de la validation effectuée à cet endroit.

Finalement, le septième chapitre est une conclusion qui fait une synthèse du travail qui a été effectué et décrit dans ce mémoire.

CHAPITRE 2

ÉLECTROLYSE DANS LES FOURS À ARC

2.1 LES FOURS À ARC ET LEURS COMPOSANTES

Depuis leur création en 1906, les fours à arc sont utilisés pour la production de métaux, notamment l'acier et le ferrosilicium. L'une des raisons expliquant leur popularité est le fait que nous pouvons les utiliser avec des métaux recyclés. Cela permet aux industries d'être à proximité de leurs clients puisqu'ils peuvent être près des villes au lieu d'être à proximité des mines éloignées où nous extrayons le minerai. Ceci entraîne une baisse des coûts d'exploitation et de transport.

Au fil du temps, leurs tailles et leurs performances ont considérablement augmenté grâce aux innovations technologiques. Celles-ci se situent majoritairement au niveau de l'augmentation de l'alimentation électrique en entrée et l'ajout d'autres formes d'énergie [20]. Généralement, un tel four, comme nous pouvons le voir sur la Figure 1, est composé d'un transformateur qui fournit l'alimentation électrique, de brûleurs et de trois électrodes [21]. Ces dernières peuvent être déplacées de haut en bas grâce à des actionneurs hydrauliques et leur taille varie selon les dimensions du four. C'est sur celles-ci que repose le mécanisme de fonte du métal qui consiste à leur envoyer une grande quantité de courant et l'énergie électrique sera transformée en énergie thermique sous la forme d'un arc électrique. C'est celui-ci qui va permettre l'électrolyse des matières premières [22].

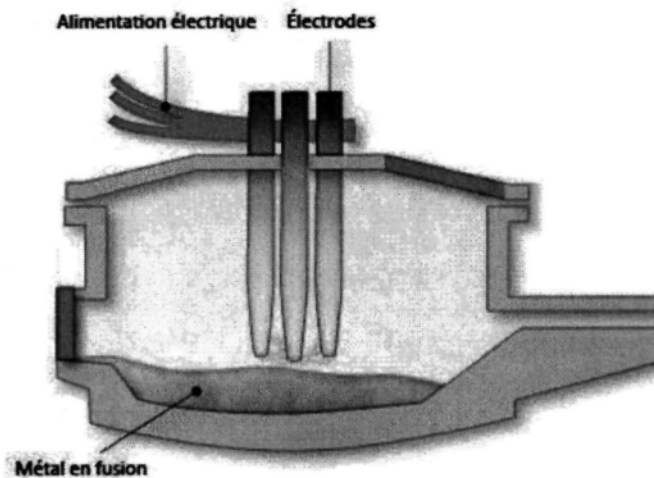


Figure 1: Four à arc modifié de [23]

Nous retrouvons plusieurs types d'électrodes, mais celles de type Söderberg sont très populaires et se composent de pâte de carbone. C'est la chaleur ainsi que la résistance électrique qui fait cuire la pâte pour qu'elle devienne conductrice. Ensuite, puisque le métal en fusion est plus dense que le minerai, celui-ci va se retrouver au fond du four et former un bain de fusion. C'est d'ailleurs entre les électrodes et le bain de fusion que l'arc électrique se situe et se caractérise par un voltage bas et un courant élevé [24]. Finalement, dans certaines installations, nous pouvons avoir recours à des brûleurs puisque certaines parties du four demeurent trop froides.

2.2 PROCÉDÉ D'ÉLECTROLYSE DANS LES FOURS À ARC

L'électrolyse se définit comme étant une méthode qui permet d'effectuer des réactions chimiques grâce à une activation électrique. C'est un processus de conversion de

l'énergie électrique en énergie chimique qui permet la séparation d'éléments ou encore la synthèse de composés chimiques. Dans un four à arc, la chaleur s'y trouvant permet de faire fondre le minerai et de préparer l'intérieur du four à l'électrolyse. Nous nous retrouvons avec un mélange de matière première sous forme liquide auquel nous appliquons ensuite le principe d'électrolyse qui va scinder les éléments de celui-ci. Par exemple, si nous désirons produire du silicium, nous devons utiliser du quartz comme matière première puisqu'une molécule se compose de dioxyde de silicium (SiO_2). Le minerai peut contenir des traces d'Al, Li, B, Fe, Mg, Ca, Ti, Rb ou Na, ce qui peut être toléré lors de la production de silicium (ou ferrosilicium) de moyenne ou basse pureté. La fonte du minerai va permettre d'obtenir du quartz liquide et l'électrolyse va séparer les atomes de Si et d' O_2 . Ainsi, nous aurons du silicium à l'intérieur du four et de l'oxygène qui s'y échappera.

D'une manière générale, le procédé électrolytique d'un four à arc se caractérise en quatre étapes : le chargement du four, la fonte et l'électrolyse, la coulée et le raffinage [20]. Cela représente un cycle qui se répète continuellement. La première étape consiste à induire de la matière première. Nous devons suivre un mélange précis selon le type de produit que nous désirons obtenir. L'étape suivante consiste à envoyer un courant électrique dans les électrodes pour former l'arc électrique entre celles-ci et le bain de fusion. Cela va permettre la fonte des matières premières contenues dans le four et de procéder à l'électrolyse du mélange qui va changer les propriétés chimiques des éléments s'y retrouvant. Ainsi, nous allons obtenir le métal désiré dans le bain de fusion. Par la suite, lorsque nous estimons que

la quantité de métal présente dans le four est suffisante, nous procédons à la coulée qui consiste à retirer le métal en fusion. Finalement, après les résultats de l'analyse du métal extrait, il est possible d'ajouter des ingrédients d'alliage au métal dans le but d'obtenir un alliage quelconque.

En terminant, une source de difficulté dans le contrôle du four est que l'électrolyse est un procédé chimique en continu alors que le chargement et la coulée sont en lot. Nous essayons alors de régulariser un système que nous déstabilisons par une opération en lot. Une autre source de difficulté est que ce sont les opérateurs, guidés par quelques outils ici et là, leur expertise et leur intuition, qui doivent prendre des décisions sur le déroulement du procédé comme décider des caractéristiques du mélange (besoin en carbone ou non, type de ferraille), du moment où nous procédons à la coulée, du glissement des électrodes, etc. Évidemment, cette prise de décision aura un impact sur le déroulement du procédé et elle se base sur de l'information incomplète, incertaine et sur l'expérience de la ressource. Il est donc d'une importance capitale que les opérateurs prennent les meilleures décisions possibles pour maximiser la production et le profit, mais actuellement, aucun outil n'est assez puissant pour le permettre.

2.3 PRODUCTION DE FERROSILICIUM DANS LES FOURS À ARC

Le silicium est un élément chimique de la famille des cristallogènes. Il n'existe pas à l'état libre dans la nature, mais plutôt sous forme de composé soit de silice ou d'autres silicates. Un silicate est un sel qui dérive de la silice. Cette dernière est composée de dioxyde de silicium (SiO_2) et nous la retrouvons en abondance dans la nature sous forme

solide qui est le quartz. Ce dernier est donc une espèce minérale du groupe des silicates et il est utilisé dans la production de ferrosilicium.

Le ferrosilicium est un alliage (ferroalliage plus précisément) qui se compose de fer et de silicium et il est produit dans les fours à arc à une température avoisinant les 2000 degrés Celsius. Lorsque nous faisons référence à ce type d'alliage, nous utilisons le pourcentage de la teneur en silicium contenu dans le matériel et les deux grades standards sont le ferrosilicium à 75% (FeSi75) et le ferrosilicium à 50% (FeSi50). Le plus grand producteur est la Chine. En 2008, la production dans ce pays s'élève à 2 700 000 tonnes, ce qui représente 60% du marché mondial. Pour en arriver à produire une tonne de FeSi75, nous utilisons environ 2 tonnes de quartz, environ une tonne de charbon et de coke, 1/3 de tonne de fer et environ 9 MWH d'électricité. Le coke s'obtient par pyrolyse de la houille dans un four. La houille est une roche carbonisée sédimentaire correspondant à une qualité spécifique de charbon. Nous ajoutons également du calcaire et des copeaux de bois au mélange [25]. Les copeaux servent de source secondaire de charbon et ajoutent de la porosité dans le mélange afin de faciliter la migration des gaz vers le haut du four.

Récemment, un alliage similaire devenu fort populaire est le FSM (Fer, Silicium, Magnésium) qui est du ferrosilicium auquel nous ajoutons du magnésium. Il est destiné aux fonderies et se vend à meilleur prix que le FeSi. Mais peu importe le produit que nous désirons obtenir, nous nous retrouvons avec un procédé chimique complexe. En effet, ce dernier invoque beaucoup de relations chimiques et physiques où la réaction générale est la suivante : $\text{SiO}_2 + 2\text{C} = \text{Si} + 2\text{CO}$. Il se caractérise par une haute température, un fort

gradient de température et une grande consommation d'énergie. Lors de son déroulement, nous devons vérifier si le mélange manque de carbone ou s'il en a trop. Nous parlons alors de sur-cokéfaction ou de sous-cokéfaction. Cette vérification prend le nom de besoin en carbone du four et est une notion fort importante puisque si les quantités de quartz et de charbon ne sont pas dans les bonnes proportions, les réactions chimiques et la distribution thermique (thermodynamique) du procédé en seront affectées.

Une usine qui produit du ferrosilicium se divise principalement en quatre zones soit la manipulation de la matière première, le four à arc incluant l'alimentation électrique, l'élimination des gaz qui inclut la récupération de l'énergie et des poussières et finalement, le traitement des métaux après la coulée que nous nommons affinage. La Figure 2 montre la ligne de production d'une usine appartenant à Elkem métal située à Thamshavn en Norvège qui produit du ferrosilicium [26]. Celle-ci produit jusqu'à 130 tonnes de ferrosilicium 75% par jour en possédant un seul four. Sur la figure, nous retrouvons en premier lieu le traitement de la matière première qui consiste à la transporter, l'entreposer, la mélanger s'il le faut et la peser. Celle-ci peut être stockée à l'extérieur ou dans des salles prévues à cet effet. Ensuite, une filtration des gaz et des poussières qui s'émanent du four est effectuée dans le but d'en retirer la poussière de silice.

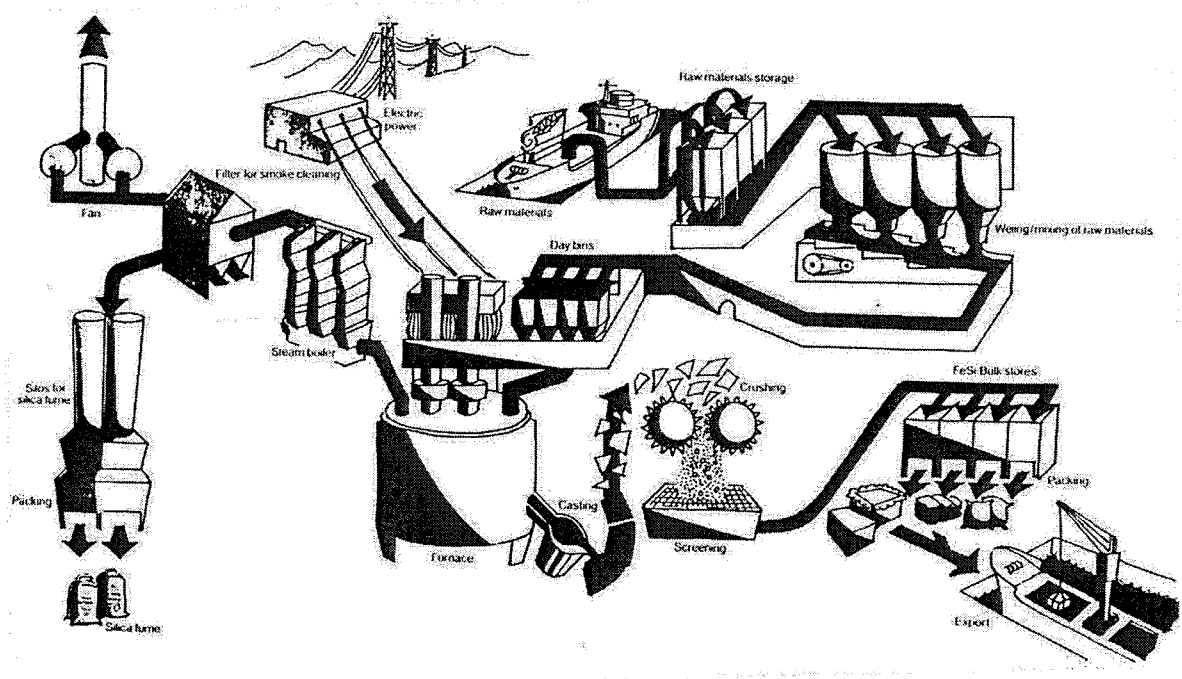


Figure 2 - Flux de production d'une usine de production de ferrosilicium [26]

Finalement, le traitement des métaux ou l'affinage, consiste à rendre le produit dans les normes exigées par le client et selon le cas, il est possible de procéder à un concassage pour rendre le métal en granules, ce qui est souvent le cas dans la production de FeSi. Pour ce qui est du four utilisé pour la production de cet alliage, il est la plupart du temps de forme circulaire. De plus, il permet de réaliser l'étape du chargement de matière première en continu ou en lot selon l'installation. Le matériel peut être induit par le biais de tubes de chargement qui sont situés autour des électrodes comme nous pouvons le voir sur la Figure 3 ou encore via des tubes naturels qui se créent grâce à la haute température le long des électrodes. Par ailleurs, ce sont des électrodes composées d'une pâte de carbone de type Söderberg qui sont utilisées la plupart du temps. Le courant qui les traverse dégage assez de

chaleur pour cuire la pâte qui devient alors un conducteur électrique. Durant le déroulement du procédé, elles se consomment par attaque chimique de même que par abrasion mécanique et thermique. Nous compensons alors cette perte en ajoutant des longueurs additionnelles (en ajoutant de la pâte à la partie supérieure de l'électrode qui est au-dessus du four). Ce phénomène représente le glissement des électrodes et c'est pourquoi le système Söderberg est aussi appelé électrode continue. Pour obtenir une électrode de bonne qualité, nous avons avantage à demeurer constant au niveau du courant électrique, du glissement et de l'addition de la pâte. Les électrodes supporteront des charges électriques importantes si leurs conditions ainsi que les conditions d'opération du four restent stables. Une dégradation de la qualité survient lors des opérations irrégulières comme un arrêt du four, de longs glissements et de la ségrégation de la pâte.

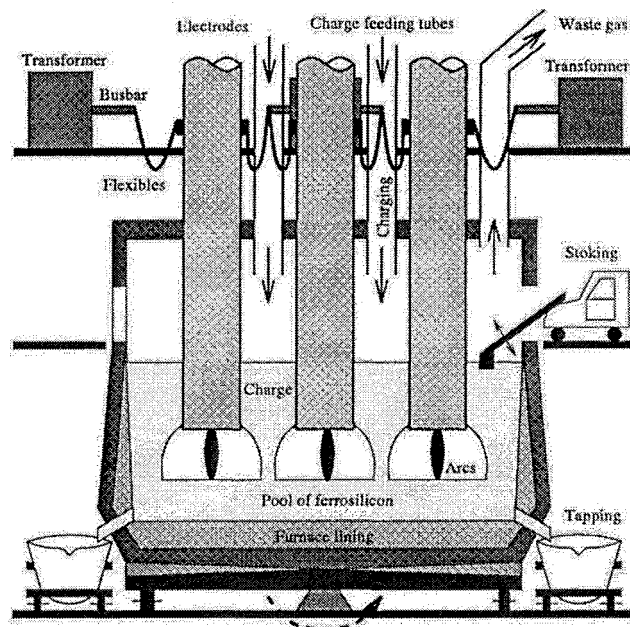


Figure 3 – Exemple de four à arc pour la production de ferrosilicium [26]

Le four utilisé par Elkem à Thamshavn possède un diamètre de 12 mètres. Les autres installations telles que Elkem métal à Chicoutimi possèdent des fours de 10m de diamètre en moyenne et il est possible que ce dernier possède plus d'un trou de coulée et puisse effectuer une rotation qui permet d'extraire le métal. Le procédé est en continu et l'extraction s'effectue en moyenne une fois l'heure. Finalement, l'électrolyse de la matière s'effectue via un arc électrique tel qu'il a été décrit et celui-ci permet, à très haute température, de réduire le quartz et l'oxyde de fer pour obtenir le ferrosilicium à l'intérieur du four.

CHAPITRE 3

CONTROLE DU PROCÉDÉ D'ÉLECTROLYSE

3.1 CONTRÔLE DE PROCÉDÉ DANS UN FOUR À ARC

À l'heure actuelle, il existe un nombre limité de méthodes pour automatiser et contrôler les procédés où nous retrouvons beaucoup de non-linéarités. La majorité de celles que nous retrouvons se base sur des modèles mathématiques. La plupart du temps, nous utilisons les mêmes principes que pour les procédés modélisés avec des équations linéaires, mais adapté pour des modèles non linéaires [9]. L'une des méthodes les plus populaires est les techniques NMPC pour « Nonlinear Model Predictive Control » qui sont une adaptation des techniques MPC (Model Predictive Control). Elles consistent à modéliser un procédé dans le but d'être capable de faire des prédictions de son état futur. Par contre, de telles méthodes demandent la compréhension parfaite du procédé auquel nous l'appliquons c'est-à-dire que nous devons connaître le comportement des matériaux entrants et sortants ainsi que leurs interactions pour en arriver à obtenir une relation fonctionnelle. Le problème est qu'il est très difficile d'établir une telle relation entre les entrées et les sorties d'un procédé lorsque celui-ci est trop complexe et que l'information relative à son déroulement est imprécise et incomplète [14]. Ce problème se retrouve dans le procédé se trouvant dans un four à arc où la prise de mesure est limitée à l'extérieur de la fournaise seulement. À titre d'exemple, nous connaissons la quantité de métal extraite du four, la quantité de poussière

dégagée, la température du métal extrait et la position de la prise des électrodes. Nous connaissons également les différentes mesures électriques comme la ligne de courant active envoyée dans le four, le courant et le voltage envoyé dans les électrodes, la résistance et la réactance. De toute évidence, ces mesures ne nous indiquent pas l'état interne du four et représentent que des mesures de surface. Les techniques NMPC sont très difficilement applicables pour ce genre de procédé puisqu'il est impossible d'établir une relation fonctionnelle entre l'entrée et la sortie du procédé. Nous pouvons alors tenter de nous tourner vers d'autres approches afin de modéliser le comportement de ce dernier. Par exemple, nous pouvons utiliser les approches d'identification mathématique et stochastique, l'utilisation de la résistance non linéaire, les modèles basés sur les caractéristiques $v-i$, etc. [27]. Mais ces techniques ne font pas des miracles non plus ce qui fait en sorte que l'automatisation et le contrôle de procédé comme celui dans un four à arc demeure extrêmement difficile.

Cette difficulté implique inévitablement le fait que nous devons nous tourner vers les opérateurs pour la prise de décision. Ceux-ci doivent prendre des décisions en lien avec une brève inspection du four, des informations limitées qu'ils ont, leur expérience et leur intuition. Cela peut vite conduire à une détérioration de la qualité du produit résultant et à une utilisation sous optimale de l'énergie électrique. Ce problème oblige donc les industries à avoir recours à des opérateurs expérimentés afin de réduire le plus possible ces situations problématiques [28]. Bien évidemment elles ne peuvent pas toujours avoir accès à de telles ressources et même si c'était le cas, la complexité des procédés entraîne le fait que le contrôle effectué par un opérateur est inefficace [29]. Cela représente un problème dans

l'industrie et c'est pourquoi l'aide au contrôle de procédé dans un four à arc est essentielle pour maximiser la production et la qualité des produits résultants. Dans la section suivante, nous verrons les solutions qui existent à l'heure actuelle pour tenter d'améliorer le contrôle du procédé ainsi que la prise de décision.

3.2 APPROCHES EXISTANTES POUR CONTRÔLER LE PROCÉDÉ

La recherche et le développement ont permis de trouver des stratégies qui permettent de mieux contrôler certains aspects d'un four à arc et aider les opérateurs dans leur prise de décision. Dans les deux prochaines sous-sections, les solutions existantes vont être abordées. D'une part, nous allons voir les solutions qui permettent le contrôle de sous-systèmes et d'autre part, les solutions qui fournissent un contrôle complet. Avant tout, les solutions présentées sont basées sur des techniques qui demandent quelques notions de base. Le but du prochain paragraphe est d'expliquer ces concepts pour être en mesure de mieux comprendre les solutions présentées par la suite.

Tout d'abord, la plupart des solutions se basent sur des techniques de l'intelligence artificielle. Celles-ci permettent une meilleure modélisation lorsqu'il se passe des choses incertaines et imprécises. En premier lieu, nous retrouvons la logique floue [30]. C'est une technique qui utilise la théorie mathématique des ensembles flous [31]. Les systèmes à base de cette logique permettent d'effectuer un « mapping » non linéaire entre les données entrantes et les données sortantes. Celui-ci s'effectue en transformant l'information en entrée (numérique) en information du domaine flou (fuzzy domain). Par la suite, l'information transformée est traitée grâce à des règles se trouvant sous la forme « SI

[condition] ALORS [action] » qui nous mènent à obtenir de l'information floue (fuzzy information). Ensuite, le processus inverse est effectué [27]. Cette technique nous permet d'établir une relation fonctionnelle entre les entrées et les sorties d'un procédé et de mieux gérer l'incertitude. Elles doivent être combinées avec d'autres techniques si nous désirons avoir un système capable d'apprendre par lui-même. C'est pourquoi nous les combinons souvent avec des algorithmes adaptatifs (réseaux de neurones ou algorithmes génétiques) afin d'être capable de changer dynamiquement les valeurs initiales des ensembles et des règles. Cela explique le fait que nous retrouvons des systèmes hybrides dans plusieurs des solutions qui seront présentées dans les deux sous-sections qui suivent.

3.2.1 CONTRÔLE DE SOUS-SYSTÈMES D'UN FOUR À ARC

Pour débiter, nous retrouvons des solutions qui permettent d'aider le contrôle de sous-systèmes du four tel que le système électrique et le positionnement des électrodes. Ces dernières sont importantes puisque la position des électrodes doit constamment être réajustée lors de l'étape de fonte du métal et de l'électrolyse. Cela s'explique par le fait que l'état interne du four change rapidement puisque la matière première passe de l'état solide à liquide et qu'il y a un changement de masse qui amène la distance entre les électrodes et le bain de fusion à changer régulièrement [32].

Contrôle du positionnement des électrodes

Souvent, lors d'un changement de masse qui entraîne des changements dans le four, le positionnement des électrodes doit être réajusté. En solution à ce phénomène aléatoire,

REUTER et al. [33] ont proposé un contrôle des électrodes basé sur l'impédance électrique qui se définit comme étant la résistance d'un circuit électrique au passage d'un courant alternatif (AC) sinusoïdale. Ensuite, PARSAPOOR et al. [32] ont proposé un contrôleur basé sur un modèle non linéaire du procédé. Le modèle est obtenu grâce à une méthode de linéarisation par morceaux qui se base sur les fonctions de Lyapunov. Celles-ci sont des fonctions scalaires qui permettent d'évaluer la stabilité d'un système non linéaire et sont utilisées principalement dans les théories du contrôle et de la stabilité [34]. Toujours dans la même veine, nous retrouvons QIANG & PENGHUA [35], GUAN & LIU [36] et WANG [37] qui ont développé des méthodes basées sur la logique floue et les réseaux de neurones. Celle de GUAN & LIU [36] utilise des techniques à base de règles qui permettent d'obtenir à la fois un contrôleur muni de règles et un identificateur qui fournit de l'information au contrôleur. Les règles et les paramètres de celui-ci sont initialement déterminés par l'expérience et les observations. Par la suite, ils s'ajustent constamment dans le temps selon les données que lui fournit l'identificateur. Finalement, PING et al. [38] ont mis au point un contrôleur du positionnement des électrodes basé sur les techniques de mode de contrôle coulissant avec la logique floue (fuzzy sliding mode control). Toutes ces solutions permettent de contrôler le positionnement des électrodes dans le but ultime d'améliorer l'efficacité énergétique et le déroulement du procédé.

Amélioration de l'efficacité énergétique

D'autres travaux portent sur l'amélioration de l'efficacité énergétique puisque la grande consommation d'énergie des industries utilisant les fours à arc entraîne des coûts

importants qu'ils tentent sans cesse de minimiser. AKIMOTO et al. [39] ont implanté au Japon un système d'instrumentation basé sur une stratégie d'optimisation de l'énergie qui a permis de réduire les coûts d'exploitation. CHIRATTANANON & GAO [40] ont proposé un modèle mathématique intégrant un modèle électrique et thermique pour évaluer la performance d'un four à arc. Ceci permet un meilleur contrôle du courant et du voltage et ainsi augmenter l'efficacité et diminuer les coûts d'opération. Il existe plusieurs autres sujets de recherches concernant cette thématique. Ils permettent d'améliorer l'efficacité du procédé certes, mais ne résolvent pas la problématique soulevée initialement puisqu'elles ne diminuent pas la responsabilité des opérateurs.

Contrôle à partir des émanations gazeuses

Dans un autre ordre d'idées, des chercheurs ont décidé de se préoccuper des émanations gazeuses qui s'échappent d'un four à arc. Ils sont parvenus à automatiser le processus d'émanations gazeuses et de déduire l'état du four à partir de celles-ci. BEKKER et al. [41] ont développé un contrôleur permettant d'automatiser le système de contrôle des effluents gazeux qui s'échappent du four. Ce contrôleur permet d'automatiser certains éléments auparavant contrôlés manuellement comme la vitesse de la ventilation. Leur système est basé sur une méthode MPC (Model Predictive Control) qui résulte de l'optimisation d'un index de performance. Comme nous l'avons vu, ces méthodes se basent sur un modèle afin d'effectuer des prédictions futures. Ils utilisent un algorithme d'optimisation qui calcule une séquence de signaux de contrôle futurs qui minimisent l'index de performance à une contrainte donnée. Selon BEKKER et al. [41], un tel système

permet d'améliorer l'efficacité du four et la sécurité de l'usine où il est utilisé. De plus, il permet de s'assurer que les normes environnementales sont respectées. Dans la même veine, nous retrouvons la compagnie Tenova Goodfellow Inc. [42] qui a développé le système EFSOP (Expert Furnace System Optimization Process) qui peut être utile dans les installations qui nécessitent une oxydation du bain de fusion [43]. Ce dernier est composé d'un ensemble d'instruments haut de gamme qui permettent d'évaluer la composition des gaz [44]. Cette analyse permet aux opérateurs de savoir quand ils doivent injecter de l'oxygène dans le four. Cela entraînera des économies énergétiques puisqu'ils pourront procéder à l'oxydation au bon moment. Cela permet également d'optimiser la circulation d'oxygène dans le four et diminuer les pertes de production liées à un crevage excessif. Finalement, il permet de diminuer la production de gaz à effet de serre [45]. La Figure 4 illustre l'architecture du système EFSOP. Nous pouvons voir qu'il va chercher un échantillon de gaz dans le système d'échappement, utilise un système pour effectuer le traitement et possède une interface qui permet d'informer les opérateurs de l'état du procédé.

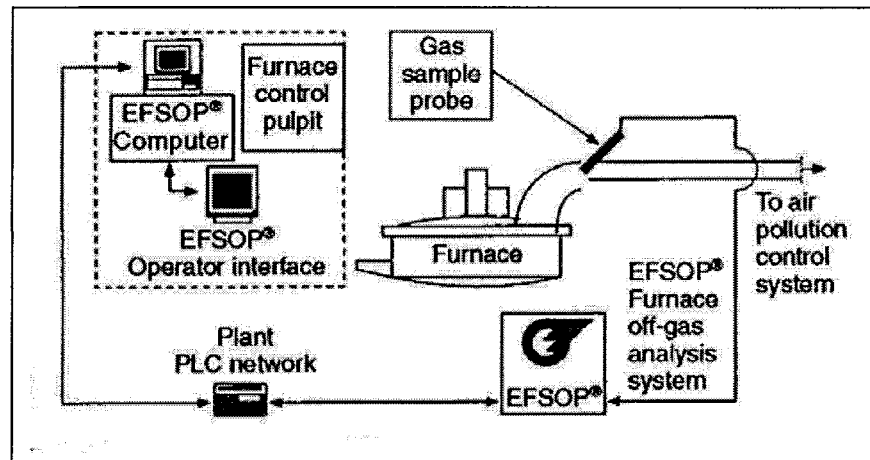


Figure 4 - Schéma représentant le fonctionnement du système EFSOP [44]

En bref, le système EFSOP permet d'améliorer l'efficacité énergétique et la productivité des industries grâce à une analyse poussée des gaz et son efficacité a été démontrée dans de nombreuses usines. Par contre, il reste néanmoins que les opérateurs doivent toujours avoir à prendre des décisions même si l'efficacité et la productivité sont améliorées par un tel système.

Estimation de la température du métal en fusion dans un four à arc

Suite à cela, tel qu'il a déjà été mentionné, il est impossible d'avoir recours à de l'instrumentation dans un four à arc puisque la température interne est trop élevée. Cela amène le fait qu'il y a un sérieux manque d'information sur ce qui se passe à l'interne. Pour venir en partie en solution à ce problème, MESA et al. [13] ont élaboré un système intelligent basé sur un modèle hybride combinant logique floue et réseaux de neurones à base de règles qui permet d'estimer la température du métal en fusion. Le modèle se

décompose en deux niveaux : le premier est composé d'un réseau de neurones multicouches de type perceptron. Il permet de classifier la valeur de la température à la coulée. Chaque neurone en sortie correspond à une catégorie formant un intervalle de température. La seconde partie est composée d'une fonction d'inférence qui change la catégorie obtenue en sortie du réseau de neurone. La catégorie sera transformée en valeur d'estimation de température. Ainsi, nous parvenons à estimer la température du métal à l'intérieur du four. Cela fournit un indicateur utile aux opérateurs lors de leur prise de décision. Par contre, la mesure ne facilite pas nécessairement cette dernière.

Contrôle du phénomène de « slag foaming »

Ensuite, dans les fours à arc, un procédé nommé « slag foaming » (moussage de scories) est de plus en plus utilisé. Tout d'abord, il permet de réduire les coûts énergétiques grâce à la rétention de chaleur qu'il permet d'obtenir. Ensuite, il permet d'augmenter l'efficacité grâce à la chimie améliorée qu'il apporte. WILSON & KARR [46] proposent un système muni d'un contrôleur basé sur la logique floue qui utilise un réseau de neurones afin de simuler ce processus. Le système utilise un algorithme évolutionnaire de type génétique et un ensemble de règles. Il se décompose en trois parties : l'élément de contrôle, l'élément d'analyse et l'élément d'apprentissage. Le premier élément est responsable de manipuler directement les contrôles associés au « slag foaming » dans le four afin d'atteindre une mesure de performance. D'autre part, l'élément d'analyse est responsable de reconnaître une situation où les conditions du four ont changées et de quantifier ce changement. C'est à ce niveau que les réseaux de neurones (perceptron multicouche) sont

utilisés. Finalement, l'élément d'apprentissage permet d'effectuer des ajustements à l'élément de contrôle. Ces ajustements sont basés sur les changements au niveau des conditions du four identifiées par l'élément d'analyse. C'est à ce niveau que l'algorithme génétique est employé en tant qu'engin de recherche. Il se procure une copie du système de contrôle basé sur la logique floue (venant de l'élément de contrôle) et utilise le réseau de neurones de l'environnement (provenant de l'élément d'analyse) pour faire des ajustements au système de contrôle. Nous parvenons alors à obtenir un contrôle efficace du processus de « slag foaming » qui permet de réduire les coûts énergétiques et d'augmenter l'efficacité du procédé dans un four à arc.

3.2.2 CONTRÔLE GLOBAL DU SYSTÈME

Nous avons vu jusqu'à présent dans les paragraphes précédents qu'il existe des solutions pour contrôler des éléments du procédé dans les fours à arc. Ceux-ci permettent d'améliorer l'efficacité et la productivité grâce, entre autres, à des gains énergétiques. Nous arrivons à contrôler le positionnement des électrodes, à améliorer l'efficacité énergétique, à déduire l'état du four à partir de ses émanations gazeuses, à estimer la température du métal en fusion, etc. Malheureusement, ces solutions ne permettent pas d'automatiser entièrement le procédé et impliquent toujours le fait que les opérateurs doivent prendre des décisions importantes qui peuvent avoir un impact direct sur le résultat obtenu en sortie du procédé. Ils peuvent aider à leur façon cette prise de décision, mais celle-ci demeure extrêmement difficile. Dans cette sous-section, nous allons présenter des solutions qui se basent sur des techniques issues de l'intelligence artificielle et qui permettent un contrôle beaucoup plus global du procédé.

Tout d'abord, le procédé exige une expertise et une connaissance approfondie afin de prendre des décisions sur le déroulement de ce dernier. Une partie des travaux de recherche consistent à emmagasiner l'expertise dans un système et à l'utiliser pour effectuer des déductions. Pour ce faire, nous devons avoir recours à des techniques spéciales puisqu'il a été démontré que les méthodes de programmation procédurales sont inefficaces pour représenter le savoir et la connaissance d'experts [47]. Premièrement, parce que les experts appliquent des modèles physiques pour supporter leur raisonnement et ces modèles ne peuvent être représentés par de simples algorithmes déterministes. Ensuite, les connaissances de l'expert, qui s'expriment généralement sous forme de langage naturel, sont empreintes d'incertitude, de flou et d'imprécision et ils utilisent ce genre d'information pour déduire des choses et prendre une décision. De plus, ils utilisent leur intuition et ils utilisent aussi des heuristiques pour faire face à la complexité des problèmes de leur domaine. C'est pour ces raisons que nous devons nous tourner vers d'autres techniques beaucoup plus avancées comme celles provenant de l'intelligence artificielle.

En effet, afin de représenter la connaissance et le comportement humain dans un ordinateur de manière efficace, nous avons recours aux techniques de l'intelligence artificielle. Celles-ci n'exigent pas une compréhension en profondeur de tous les moindres comportements qui surviennent dans un procédé. C'est ce qui justifie l'utilisation de ces méthodes dans le contrôle de procédé. L'IA est un domaine de recherche entre la psychologie, la science cognitive et l'informatique. Elle a pour but d'améliorer la capacité à raisonner des ordinateurs.

Une forme de système issue de l'intelligence artificielle est les systèmes multi-agents. Ils se composent d'agents intelligents qui agissent au sein d'un environnement [48]. Chacun des agents est une entité physique ou virtuelle autonome qui est capable d'agir dans l'environnement, et non pas uniquement de raisonner comme c'est le cas des autres systèmes d'IA classique. Les agents peuvent donc accomplir des actions qui vont modifier l'environnement et du fait même leurs prises de décision futures. De plus, ils sont capables de communiquer directement avec d'autres agents, possèdent des ressources propres, sont capables de percevoir leur environnement (mais qui n'en dispose que d'une représentation partielle), possèdent des compétences et offrent des services et donc leur comportement tend à satisfaire leurs objectifs en tenant compte des ressources dont ils disposent. Dans cette veine, ZARANDI & AHMADPOUR [3] ont développé un système multi-agents basé sur un modèle hybride adaptatif qui utilise la logique floue et les réseaux de neurones. L'architecture du système se décompose en six agents intelligents qui correspondent à six caractéristiques importantes du procédé. Ceux-ci sont munis de règles, de connaissance, de moteur d'inférence, de tâches à effectuer et sont capables de communiquer entre eux afin de permettre une coopération inter-agents. Chacun d'entre eux possède une connaissance partielle de son environnement et grâce à la coopération, ils peuvent accomplir un travail qui est au-delà de ce que pourrait accomplir un agent à lui seul. Lorsque les opérateurs veulent produire une commande, ils l'entrent dans le système et ce dernier va mentionner si la commande est réalisable ou non dans le temps donné. De plus, dans le cas d'une réponse positive, le système va indiquer de l'information comme les paramètres de dégazage et la quantité d'ingrédients d'alliage requis. Le fonctionnement du système se décrit comme

suit : nous retrouvons un agent client qui effectue une demande de production à un agent fournisseur. Ce dernier connaît l'état des 4 autres agents et analysera si la demande est réalisable ou non dans le temps demandé. Le premier des quatre autres agents correspond à un agent qui s'occupe des paramètres de dégazage. Le second s'occupe des paramètres reliés aux lingots que nous désirons produire. Le troisième agent analyse les caractéristiques chimiques du métal à l'intérieur du four comparativement au type d'alliage que nous demandons à produire. Il déterminera la quantité d'additif à ajouter pour en arriver à l'alliage désiré. Il communique avec le quatrième agent qui s'occupe de fournir de l'information sur le métal et une approximation de la quantité présente dans le four. Chacun des 4 agents envoie l'information qu'il possède ainsi que le temps requis à l'agent fournisseur. Ce dernier, après une brève analyse, va retourner à l'agent client la réponse à savoir si la demande est réalisable ou non dans le temps demandé. Alors le SMA fournit aux opérateurs de l'information relative au four et à la faisabilité de leur commande à produire dans le temps demandé. Par contre, aucune information n'est mentionnée concernant la mise en œuvre et l'expérimentation de ce système. Il est donc impossible de savoir si ce dernier est réellement efficace en pratique dans le monde réel.

Finalelement, la compagnie Tenova Goodfellow a mis au point un système intelligent qui est une amélioration du système EFSOP. Celui-ci se nomme iEAF pour four à arc intelligent (Intelligent Electric Arc Furnace) et fournit de l'information en temps réel en combinant une multitude de systèmes de contrôle partiels dans un seul environnement [15]. Comme nous l'avons vu, dans la majorité des cas, l'information que nous avons à propos du procédé est statique et relève de modèles qui concernent uniquement des sous-aspects du

procédé. Or, ce système utilise une combinaison de ces solutions pour en arriver à fournir un diagnostic global du four et du procédé plutôt que d'un seul sous-aspect comme dans la majorité des solutions existantes. Tout d'abord, il se base sur l'analyse des effets gazeux fournie par le système EFSOP tel que décrit précédemment. Ensuite, il se base sur de l'information provenant de capteurs et finalement, il utilise des modèles mathématiques pour en arriver à faire des déductions sur l'état du procédé. Bien qu'il semble fournir de bons résultats, ce système appartient à la compagnie qui l'a mis au point et se vend commercialement, ce qui signifie que nous avons accès à très peu d'information. Donc cela nous empêche de poursuivre le travail qu'ils ont effectué dans le but d'aller plus loin dans le cadre de notre recherche.

3.2.3 BILAN DES APPROCHES PROPOSÉES

En bref, nous avons vu tout d'abord qu'il existe des solutions qui permettent de contrôler des sous-aspects du procédé. Elles sont utiles à leur façon, mais ne résolvent pas les problèmes liés à la prise de décision des opérateurs et ne fournissent pas d'indication concernant le procédé en entier. Nous avons ensuite vu qu'il existe un nombre très limité de systèmes intelligents qui permettent d'améliorer le contrôle de procédé dans les fours à arc de façon beaucoup plus globale. Parmi celles-ci, nous retrouvons une solution qui semble efficace, mais qui est détenue par une entreprise ce qui empêche la poursuite du travail accompli. Parmi les solutions existantes dans la littérature, nous croyions que trop peu se basent sur les systèmes experts qui permettent d'emmagasiner de l'expertise à laquelle nous combinons de l'information de tout genre concernant le procédé pour en arriver à faire des déductions. Dans le cadre des fours à arc, ce genre de système s'applique parfaitement

puisque les opérateurs seniors détiennent de l'expertise de haut niveau et nous avons accès à de l'information comme les propriétés électriques, la quantité de poussière dégagée, la quantité de métal extraite au cours des dernières heures et de l'information concernant le mélange placé dans le four. En combinant tous ces facteurs, nous croyions qu'il est possible de mettre en œuvre un système qui sera apte à déduire l'état interne du four et du procédé. Alors dans les chapitres suivants, nous allons décrire en détail ce qu'est un système expert, l'implémentation proposée et la mise en œuvre et l'expérimentation effectuée.

CHAPITRE 4

SYSTÈME EXPERT

4.1 INTRODUCTION DES SYSTÈMES EXPERTS

Les systèmes experts forment un sous-ensemble de l'intelligence artificielle et ont fait première apparition vers la fin des années 1960 [49]. L'idée générale est de stocker l'expertise humaine dans un ordinateur et permettre aux utilisateurs d'y avoir accès ainsi qu'à des conseils [50]. Ils sont capables d'inférer selon les connaissances transmises et d'en arriver à une conclusion spécifique. Ils peuvent même expliquer la logique derrière les signaux qu'ils envoient. De plus, les systèmes experts ont la capacité d'expliquer leur processus de raisonnement et gèrent des niveaux de confiance et d'incertitude. Ils peuvent capturer et préserver l'expérience humaine, avoir une meilleure cohérence avec les experts, minimiser l'expertise requise au sein de l'endroit où ils sont utilisés et fournir des solutions plus rapidement. Ils permettent en quelque sorte de remplacer les experts humains et de solutionner des problèmes complexes en servant d'outils d'aide à la décision.

Leur utilisation est motivée par le fait que le savoir d'un haut niveau d'un domaine comme le contrôle d'un four à arc est détenu par des ressources rares et qui coûtent cher. Or, nous pouvons donner à ce genre de système l'expertise de plusieurs individus (ce qui implique qu'ils seront plus performants qu'un expert à lui seul) et ils permettent de la rendre accessible à un large public. De plus, le système sera toujours présent dans l'entreprise contrairement à une ressource qui peut s'absenter. Finalement, ils utilisent la

représentation explicite de la connaissance qui permet de faciliter leur modification, leur maintenance ainsi que leur validation.

Par contre, ce type de système intelligent ne possède pas que des avantages. En effet, ils ne peuvent apprendre par eux-mêmes à partir de l'expérience qu'ils possèdent. Ils sont également difficiles à maintenir si la base de connaissance devient très grande et ils ne peuvent s'adapter à un environnement changeant sans avoir à modifier cette même base de connaissance. De plus, c'est très important de suivre les principes rigoureux de l'ingénierie de la connaissance lors de la collecte de l'expertise sinon il peut en résulter des règles contradictoires qui ne veulent rien dire et qui sont très mal écrites. À ce moment-là, le système devient inutilisable ou erroné dans ses conclusions.

4.2 HISTORIQUE DES SYSTÈMES EXPERTS

Le système DENDRAL est un pionnier dans le domaine. Il a été créé au milieu des années 60 par le groupe de recherche HPP (Stanford Heuristic Programming Project) qui fût fondé par les professeurs Edward A. Feigenbaum, Joshua Lederberg et Bruce Buchanan. Le groupe avait comme objectif de modéliser et de comprendre la nature du processus de raisonnement scientifique dans de nombreux secteurs de la science et de la médecine [51]. Pour en arriver à leurs buts, ils avaient comme méthodologie et activité de recherche de développer des systèmes experts et DENDRAL fût le premier d'une longue série. Ce dernier marqua l'histoire puisque c'était la première fois qu'un système basé sur des heuristiques était utilisé pour effectuer des analyses expérimentales dans les sciences empiriques [52]. Il fut aussi l'un des premiers à être fondé sur la connaissance d'un

domaine et à utiliser une séparation entre la base de connaissance et le code servant à l'affichage des résultats. Finalement, il fut le premier système à base de règles à être implanté en solution aux problèmes du monde réel. Par contre, il possédait un inconvénient : il exigeait une connaissance très spécifique du domaine afin d'être plausible dans ses conclusions. Cela diminuait son utilité dans les problèmes de grande complexité et a mené le HPP à se questionner sur la façon dont nous pouvons représenter la connaissance afin de permettre à un ordinateur d'être en mesure de résoudre des problèmes complexes. C'est ce qui a conduit au développement d'un autre célèbre système expert : MYCIN. Ce dernier est un système de consultation basé sur des règles conditionnelles et permet de diagnostiquer la méningite ainsi que des infections sanguines. Il suggère l'organisme qui est responsable de l'infection et propose l'antibiotique approprié. Allen Newell, un chercheur influent en informatique dans les années 1960, l'identifiait comme étant le grand-père des systèmes experts. Dans son design et son implémentation, beaucoup de concepts provenant de DENDRAL ont été utilisés. Parmi ceux-ci, le plus important est la toute nouvelle puissance que nous venions de découvrir: les règles de production. Finalement, il est capable d'expliquer la raison pour laquelle il pose une question et comment il en est arrivé à une conclusion et il permet de gérer l'incertitude à l'aide de facteurs de confiance.

La Figure 5 montre l'évolution des systèmes experts en présentant les différentes réalisations du HPP qui ont suivi DENDRAL et MYCIN. Nous pouvons y voir que les différents concepts utilisés par DENDRAL et MYCIN ont été réutilisés pour développer de nombreux autres systèmes experts.

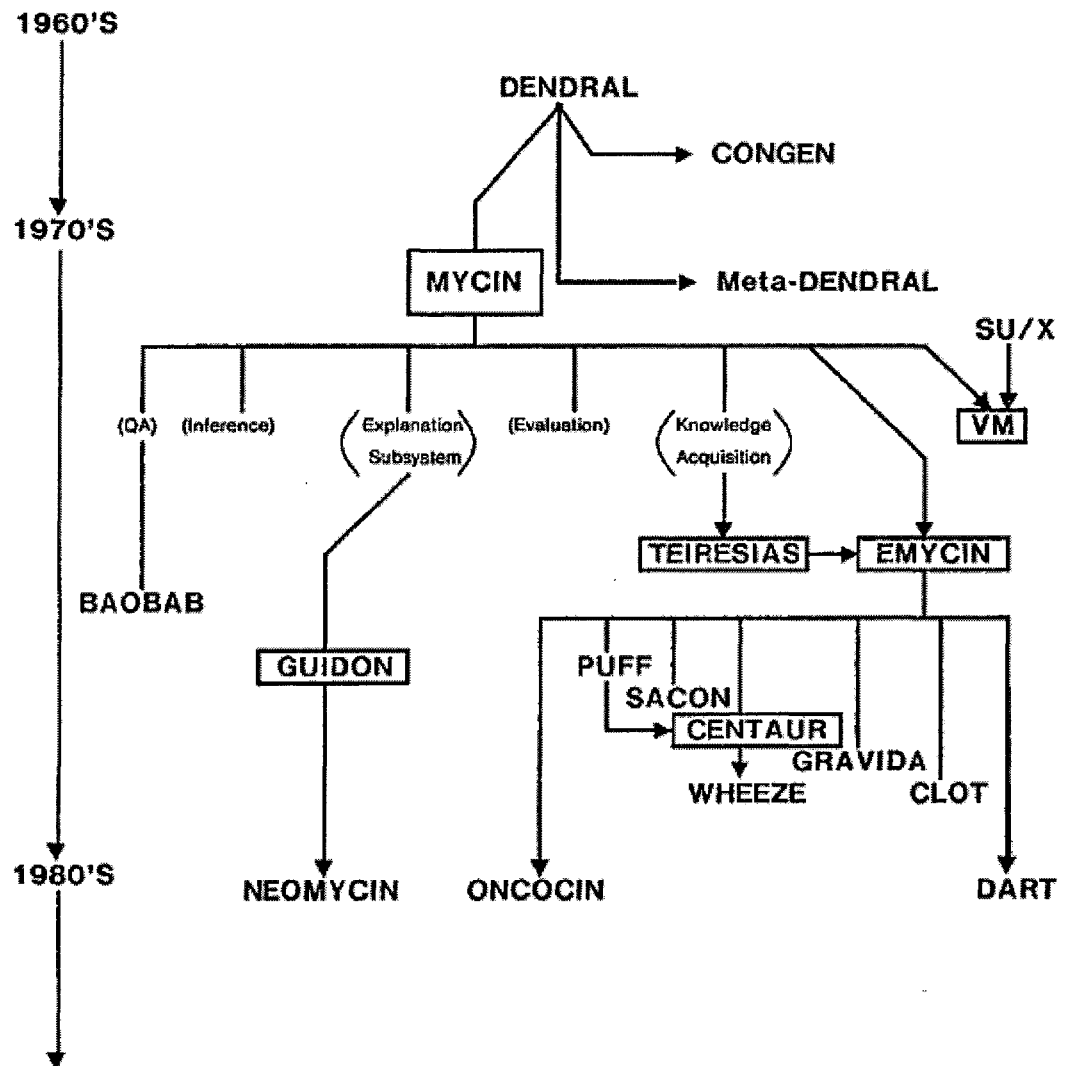


Figure 5 - Évolution des systèmes experts développés par le HPP [49]

En plus des systèmes développés par le groupe HPP, plusieurs autres ont été développés au cours des dernières décennies. Parmi ceux-ci, il est fréquent de voir des systèmes experts combinés à d'autres techniques comme des modèles mathématiques, la

logique floue ou les réseaux de neurones. D'ailleurs, la combinaison système expert et réseau de neurones est l'une des meilleures méthodes pour aider les opérateurs d'un domaine industriel dans leurs fonctions [53].

De nos jours, les systèmes experts sont utilisés dans une multitude de domaines comme l'industrie, la santé, la résolution de problèmes, etc. ([54], [55], [56], [57], [58], [59], [60], [61], [62]). De plus, il est fréquent d'y retrouver des systèmes qui utilisent plusieurs techniques informatiques pour en arriver à leurs fins ([63], [64], [65], [66]). Au cours des dernières années, les systèmes experts ont donc été utilisés dans une multitude de domaines et combinés à d'autres techniques pour résoudre des problèmes très complexes.

Finalement, ce type de système utilise les principes de la programmation logique [67]. Celle-ci permet de représenter la connaissance sous forme de faits élémentaires et de règles de logique. Ainsi, les règles permettent d'associer aux faits des conséquences plus ou moins directes. C'est donc une approche beaucoup plus souple que la définition d'une succession d'instructions (*if-then-else* par exemple) que l'ordinateur exécuterait à la suite l'une de l'autre. Le tout premier langage de ce type se nomme PROLOG et est utilisé dans de nombreuses applications d'intelligence artificielle.

Dans les prochaines sections, nous allons voir la composition d'un système expert, la méthodologie de développement que nous pouvons utiliser, les environnements de développement disponibles et comment nous pouvons gérer l'incertitude dans ce genre de système.

4.3 COMPOSANTES ET ARCHITECTURE D'UN SYSTÈME EXPERT

L'architecture d'un système expert peut être décomposée en cinq composants (AJITH, A. (2005)). En premier lieu, nous retrouvons la base de connaissance (knowledge base) qui contient l'expertise sous forme de règles. Le second composant est un moteur d'inférence. Celui-ci a comme objectif de chercher des relations entre l'information que nous lui fournissons et donner des réponses, des prédictions ou des suggestions, comme le ferait un expert humain. Il existe deux types de méthodes d'inférence que le moteur puisse avoir dépendamment de son implémentation: le chaînage avant ou le chaînage arrière [49]. Le chaînage avant consiste à débiter à partir des faits et se diriger vers les conclusions. Ainsi, les données connues dirigent l'inférence en enchaînant les règles les une aux autres pour en arriver à la conclusion. À l'inverse, le chaînage arrière consiste à débiter à partir d'une conclusion et effectuer un travail de retour en arrière pour revenir aux faits. Donc à partir d'un but ou d'une conclusion, le moteur d'inférence parcourt les règles pour en déduire les données qui ont permis d'en arriver à la conclusion. Les deux premiers composants que nous venons de mentionner, combinés à une base de faits qui contient des observations, vont permettre au système d'inférer et de faire des déductions. Également, il est possible que nous retrouvions un module d'explication (explanation facility) qui permet aux utilisateurs du système de comprendre plus facilement comment un résultat a été obtenu. Il peut aussi y avoir un module d'acquisition de la connaissance (knowledge base acquisition facility) qui permet d'ajouter facilement de nouveaux composants dans la base de connaissance. Finalement, un tel système possède une interface utilisateur (user interface) qui permet d'afficher les signaux que nous désirons envoyer.

La Figure 6 présente les principaux composants d'un système expert que nous venons de présenter.

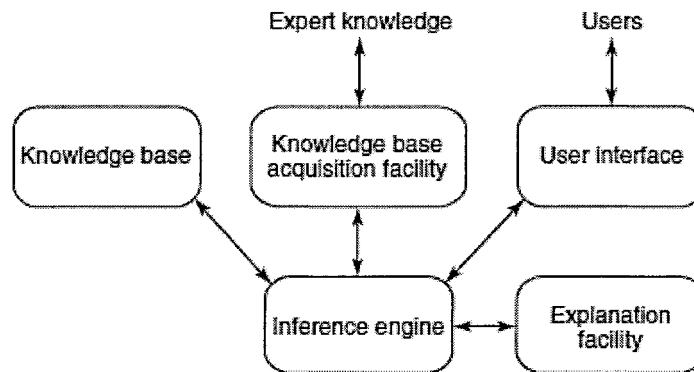


Figure 6 – Architecture d'un système expert [68]

Nous venons de voir la composition d'un système expert typique, mais lorsque nous développons un système, nous avons le choix d'utiliser différentes méthodologies. Certaines correspondent mieux à des situations précises tandis que d'autres fournissent de meilleurs résultats dans d'autres créneaux. La section suivante présente les approches qui sont disponibles lors de la création d'un système expert.

4.4 APPROCHE DE DÉVELOPPEMENT D'UN SYSTÈME EXPERT

Il existe plusieurs méthodologies pour développer un système expert [50]. Il est possible d'en utiliser plus d'une à la fois dans une même implémentation. Nous allons voir en détail cinq types de systèmes experts qui sont parmi les plus populaires. En premier lieu, nous allons présenter le système expert basé sur les règles. Ensuite, l'approche hybride combinant ce type de système et les réseaux de neurones. Nous présenterons également les systèmes experts basés sur la logique floue, une méthodologie orientée objet et finalement,

le raisonnement par cas (case-based reasoning). Chacune de ces approches possède sa propre façon de faire, ses avantages et inconvénients. Le choix de la méthodologie s'effectue par le ou les concepteurs selon les besoins et les objectifs du système. Nous allons maintenant voir à tour de rôle chacune des approches en présentant leurs principales caractéristiques et façons de faire.

4.4.1 SYSTÈME EXPERT BASÉ SUR LES RÈGLES

La première approche que nous retrouvons est les systèmes experts basés sur les règles. Ils utilisent de l'expertise et de la connaissance pour en arriver à résoudre des problèmes qui nécessitent de l'intelligence humaine. Ces deux éléments sont représentés sous la forme de règles dans l'ordinateur [68]. Une règle est un énoncé conditionnel qui lie ensemble des conditions à des actions ou résultats. Elles sont sous la forme SI-ALORS et permettent de formuler les énoncés conditionnels que nous retrouvons dans la base de connaissances. Voici un exemple:

Si x est A ALORS x est B

Nous pouvons voir que la règle se décompose en deux : la partie à gauche du ALORS représente l'antécédent ou la prémisse et la partie de droite représente la conséquence ou la conclusion. La connaissance quant à elle se présente sous forme de faits (symboles comme des mots ou des phrases) dans une base de connaissance. Ils représentent des observations ou des données.

Lorsque les règles sont établies, le système peut inférer grâce à son moteur d'inférence selon les faits que nous lui présentons. Notons que la manière dont l'inférence se déroule dépend du mode de chainage (avant ou arrière) du moteur d'inférence. Donc à partir des faits représentant des observations et des règles qui s'appliquent sur ceux-ci, le moteur d'inférence va être en mesure d'effectuer des déductions. Prenons par exemple les quatre règles suivantes [69] :

Règle 1: Si A et C alors Y

Règle 2: Si A et X alors Z

Règle 3: Si B alors X

Règle 4: Si Z alors D

Nous allons procéder à l'inférence en utilisant ces règles et les observations qu'A et B soient vrais. Dans le cas du chainage avant, nous commencerions par regarder la règle 1 et poursuivre en descendant jusqu'à ce qu'une règle se déclenche. Dans notre exemple, la règle 3 serait celle qui déclencherait lors de la première itération. Après celle-ci, nous pourrions donc conclure que A, B et X sont vrais. Puisque lors de la première itération une règle s'est déclenchée, nous poursuivons vers une seconde itération qui va utiliser l'observation A, B, X = vrai. Lors de la seconde itération, la règle 2 se déclenche, ajoutant que Z est vrai. Le moteur procéderait donc à une troisième itération utilisant l'observation A, B, X, Z = vrai. Cela va permettre à la règle 4 de se déclencher. Le moteur va ensuite

conclure son travail en ajoutant l'observation que D est vrai. Alors en bref, le moteur d'inférence utilise un ensemble de règles et de faits (observations) sur lesquels les règles s'appliquent pour en arriver à faire des déductions.

Les systèmes experts basés sur les règles sont utilisés dans de nombreux secteurs. Ils prennent la forme de systèmes de tutorat, de représentation de la connaissance ou d'autres qui permettent d'effectuer des diagnostics et de la planification [50]. Leur limitation repose sur le fait que parfois, il peut se produire un imprévu pour lequel aucune règle n'a été définie [53]. À ce moment, le système sera incapable de tirer une conclusion et nous devrons en insérer une nouvelle si nous voulons traiter cette situation dans le futur. De plus, un autre inconvénient est la difficulté de maintenance de la base de connaissance si cette dernière contient un nombre important de règles et un temps de calcul plus lent lors de l'obtention d'une conclusion.

4.4.2 SYSTÈME EXPERT BASÉ SUR UN RÉSEAU DE NEURONE

La seconde voie possible est un système expert basé sur un ou des réseaux de neurones. Les réseaux de neurones sont des modèles qui tentent de reproduire le comportement biologique [70]. Le neurone artificiel reçoit une entrée exactement comme le neurone biologique qui reçoit des impulsions électrochimiques provenant des dendrites des autres neurones. Chacun d'eux possède une sortie qui permet d'envoyer un ou des signaux à d'autres dans le réseau. La fonction de ce dernier est en grande partie déterminée par les connexions entre les neurones auxquels il existe de nombreuses possibilités, ce qui aura un impact sur celle-ci.

Il est donc possible d'entraîner le réseau pour qu'il performe une fonction donnée en ajustant les valeurs associées aux connexions [71]. Celles-ci portent le nom de poids synaptiques. Nous distinguons trois types d'entraînement : supervisé, non-supervisé ou par renforcement [70]. L'entraînement supervisé consiste à donner à chaque entrée du réseau une cible désirée selon un modèle (pattern) et à chaque étape du processus d'entraînement, les poids synaptiques sont mis à jour de sorte que l'erreur entre la sortie du réseau et la sortie cible est réduite. Cet entraînement permet qu'une entrée donnée nous mène à une sortie cible spécifique. La Figure 7 montre le processus d'entraînement supervisé.

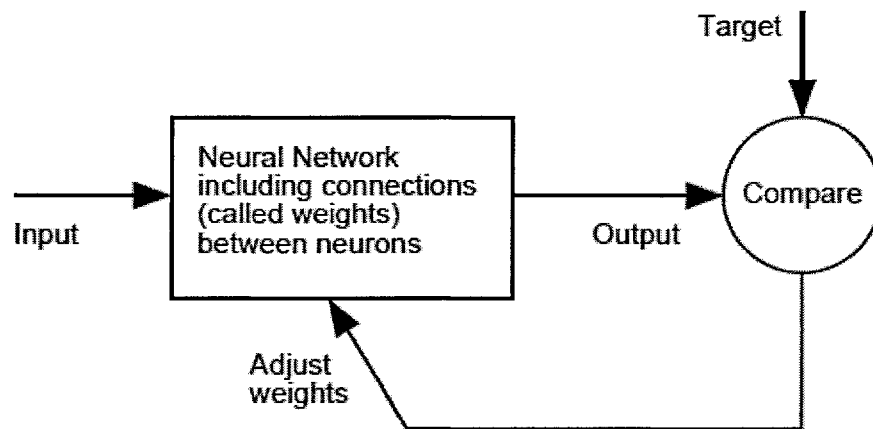


Figure 7 - Processus d'entraînement d'un réseau de neurones [71]

Il consiste à donner une entrée au réseau et comparer la sortie avec la valeur cible. Si la comparaison n'est pas concluante, un ajustement des poids est effectué et nous recommençons jusqu'à ce que nous obtenions une comparaison valable. À l'inverse, un apprentissage non-supervisé consiste à donner seulement qu'une entrée au réseau sans spécifier de sortie cible. Or, lors de l'apprentissage, il y a optimisation (maximiser ou

minimiser) d'un critère ou d'une fonction de performance. Ainsi, les poids et la sortie du réseau vont normalement converger vers des représentations qui capturent des régularités statistiques des données en entrée. Le troisième type d'entraînement, par renforcement, consiste à mettre à jour les poids synaptiques en réponse à un signal de renforcement (index de performance) [70].

Il existe plusieurs types de modèles de réseaux de neurones qui diffèrent entre autres par leur mécanisme d'apprentissage et leur architecture. Nous allons maintenant décrire sommairement quelques modèles de réseaux ainsi que leur famille.

Perceptron simple et multicouche

Tout d'abord, nous retrouvons la famille des perceptrons. Ceux-ci utilisent l'apprentissage supervisé. On retrouve le perceptron simple couche et le perceptron multicouche et ceux-ci font partie de la famille de réseaux « feedforward » qui signifie que les connections entre les nœuds des couches ne forment pas de cycle dirigé. Le perceptron simple couche contient uniquement une couche d'entrée et une couche de sortie. Il permet, pour une entrée donnée, de la classer parmi l'une des deux sorties possibles [72]. Quant à lui, le perceptron multicouche est composé d'une couche d'entrée, d'une couche de sortie, et d'une ou de plusieurs couches cachées (hidden layers) de nœuds comme on peut le voir sur la Figure 8. Chacun des nœuds d'une couche est relié à tous les autres nœuds de la couche suivante.

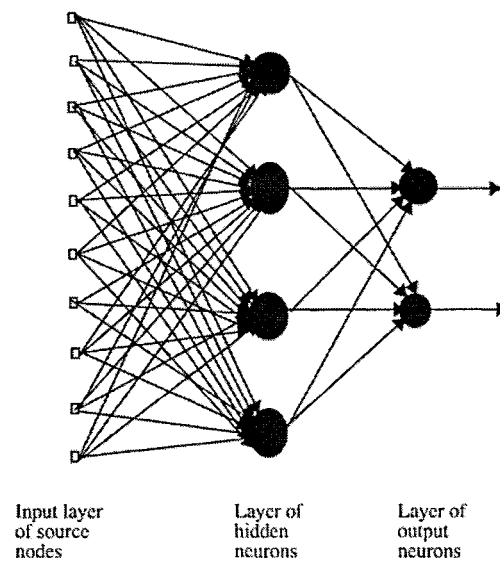


Figure 8 - Perceptron multicouche [73]

Il permet donc de résoudre un plus grand nombre de fonctions booléennes que le modèle à simple couche, mais demande un effort et un temps de calcul plus important pour trouver une combinaison de poids synaptique correcte [72]. Afin de résoudre ce genre de problème complexe et plus difficile à résoudre, le perceptron multicouche utilise la technique d'apprentissage supervisé « backpropagation ». Cette technique consiste à trouver le minimum d'une fonction d'erreur parmi l'espace de poids synaptiques en utilisant l'algorithme du gradient. Ce dernier est un algorithme d'optimisation qui permet de minimiser une fonction [73]. Ainsi, une combinaison de poids qui permet de minimiser la fonction d'erreur est considérée comme étant une solution au niveau de l'apprentissage.

Réseaux de neurones récurrents

Ensuite, nous retrouvons les réseaux de neurones récurrents. Ceux-ci utilisent une version étendue de l'algorithme d'apprentissage par « backpropagation » auquel nous avons ajouté une mesure du temps. On appelle cet algorithme « backpropagation through time » [74]. Contrairement aux réseaux « feedforward », les connexions entre les nœuds peuvent former un cycle dirigé. Les réseaux de Hopfield, les réseaux « echo state » et les réseaux d'Elman et de Jordan font partie de cette famille. Le réseau d'Elman permet de résoudre des problèmes de mémoire associative, d'apprentissage non-supervisé et de raisonnement temporel et est constitué d'une couche cachée utilisant une rétroaction (réinjection de la sortie d'un neurone vers l'entrée). La Figure 9 présente l'architecture typique de ce type de réseau où nous pouvons voir la réinjection de la sortie du neurone de gauche.

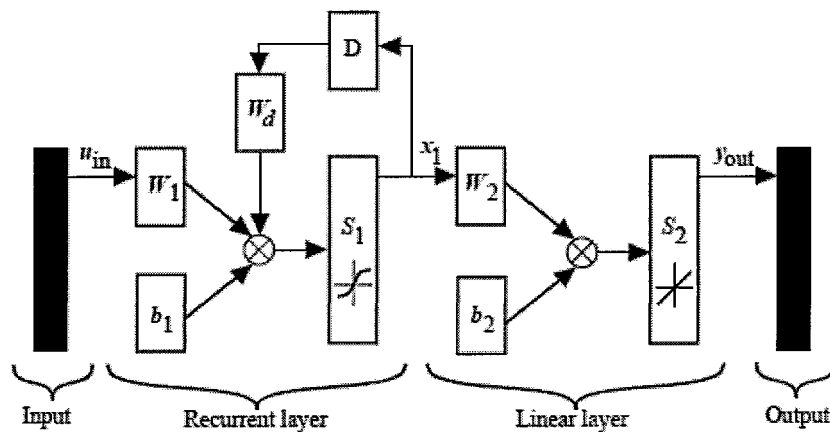


Figure 9 - Réseau d'Elman typique [75]

Cette architecture est considérée comme étant un cas particulier de réseau « feedforward » dans lequel nous avons ajouté de la mémoire aux neurones et une rétroaction locale, ce qui en fait un réseau récurrent [76].

Réseau RBF (Radial Basis Function)

Ce type de réseau se compose d'au moins une couche cachée où chacune de ces couches implémente une fonction radiale d'activation. La sortie implémente une somme pondérée des poids synaptiques de la sortie des couches cachées [77]. De plus, l'entrée dans ce type de réseau est de type non linéaire et la sortie est linéaire. Ils possèdent des excellentes propriétés d'approximation de non-linéarités qui leur permet de résoudre des problèmes complexes comme des prédictions de séries temporelles auxquels le perceptron pourrait uniquement résoudre par le biais de multiples couches cachées [78]. La Figure 10 montre l'architecture d'un réseau RBF (Radial Basis Function) tel qu'elle vient d'être décrite.

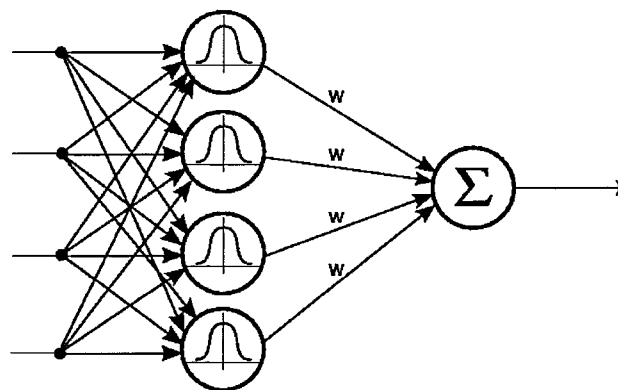


Figure 10 - Réseau RBF (Radial Basis Function) [79]

Réseaux de neurones auto-organisés (self-organizing networks)

Tout d'abord, ce type de réseau a été proposé par Teuvo Kohonen. C'est pourquoi il porte souvent le nom de réseau de Kohonen [72]. Leur apprentissage est non-supervisé et se distinguent des autres réseaux par le fait qu'ils utilisent une fonction de voisinage qui permet de garder les propriétés topographiques de l'espace (les données) d'entrée du réseau. Ils sont utilisés principalement dans la visualisation de données puisqu'ils permettent la mise à l'échelle multidimensionnelle [80]. L'architecture de ce type de réseau diffère de celles que l'on vient de voir jusqu'à présent qui se décomposaient en couches. Elle contient plutôt des nœuds ayant tous un vecteur de poids de la même dimension que celui contenant les données d'entrée du réseau et ceux-ci sont placés sous forme de grille hexagonale ou rectangulaire comme on peut le voir sur la Figure 11.

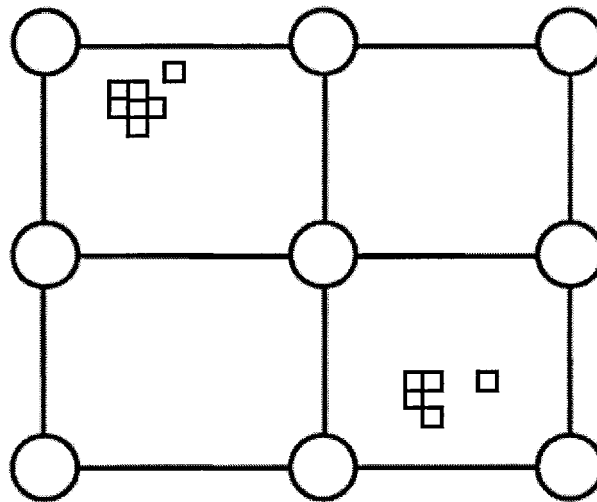


Figure 11 - Réseau de Kohonen [79]

Lorsqu'il reçoit un vecteur de données en entrée, le réseau va chercher le nœud ayant le vecteur de poids le plus similaire à celui en entrée et lui assigner ce dernier. Le réseau sera par la suite prêt à recevoir une nouvelle entrée.

Utilisation dans les systèmes experts

Il est possible pour un système expert d'utiliser un tel réseau, en le combinant à des règles ou non, afin d'effectuer un traitement pour permettre d'en arriver à une conclusion. Également, on peut combiner un réseau de neurone à un système expert pour que ce dernier puisse apprendre par lui-même [81]. Les réseaux de neurones permettent également de gérer des données partielles ou bruitées. Il existe bon nombre d'application des systèmes experts utilisant les réseaux de neurones dans le contrôle de procédé, dans les systèmes robotiques et de diagnostic, dans des systèmes d'apprentissage, etc. [50]. Lorsque l'on combine système expert et réseau de neurone, nous obtenons de puissants systèmes qui utilisent les forces de chacun d'entre eux.

4.4.3 SYSTÈME EXPERT BASÉ SUR LA LOGIQUE FLOUE

Nous avons vu que la logique floue aide à gérer l'incertitude. Cette technique simule le processus de raisonnement normal qu'un humain utilise c'est-à-dire qu'elle alloue moins de précision et de logique dans le comportement d'un ordinateur. C'est une autre approche sur laquelle peut se baser un système expert. Cette logique est issue du fait que la prise de décision n'est pas toujours blanche ou noire ou encore vraie ou fausse. Il se peut que nous soyons plutôt dans une zone grise où nous puissions utiliser le terme « peut-être » [50].

C'est la raison pour laquelle elle est utile dans des systèmes experts développés pour des domaines où nous retrouvons de l'incertitude. Un système expert basé sur la logique floue utilise des fonctions et des règles issues de cette logique au lieu d'utiliser la logique booléenne traditionnelle [69]. L'architecture de base d'un tel système est présentée sur la Figure 12. Nous pouvons y voir les quatre composants soit les interfaces d'entrée et de sortie, le moteur d'inférence et la base de règles. L'interface d'entrée (Fuzzification interface) permet de faire la conversion des données vers le domaine flou et déterminer leur degré de vérité. Ensuite, le moteur d'inférence (Inference engine) est lancé en utilisant les données et les règles (Fuzzy rule base) et finalement, l'interface de sortie (Defuzzification interface) permet de reconverter les données dans leur format initial.

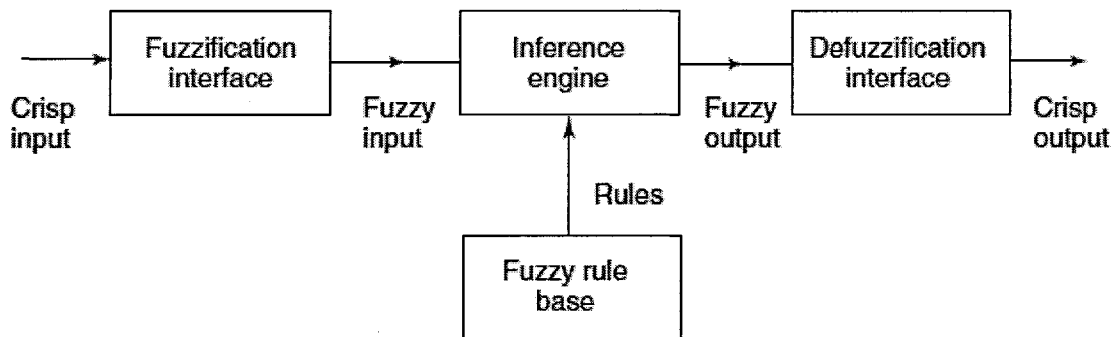


Figure 12 - Architecture de base d'un système expert basé sur la logique floue [69]

Alors un système expert utilisant la logique floue est un système muni de règles tout comme le système expert basé sur les règles auquel nous avons ajouté des fonctions d'appartenance. L'exemple présenté dans la section 4.4.1 présente 4 règles utilisant la logique booléenne. Si nous adaptons cet exemple pour un système expert basé sur la logique floue, nous nous retrouverions plutôt avec des règles du genre [69] :

Règle 1: Si A est faible et B est élevé alors X = moyen

Dans cet exemple, *faible*, *élevé* et *moyen* sont des ensembles flous définis sur A, B et X respectivement. La prémisse de la règle décrit à quel degré la règle se déclenche et la conséquence (l'action) de la règle assigne une fonction membre à chaque variable de sortie (X dans l'exemple).

Ce genre de système est utilisé dans plusieurs domaines comme dans le contrôle de procédé où il y a beaucoup d'incertitudes. Ensuite, nous retrouvons des applications qui permettent d'effectuer des diagnostics de fautes dans un procédé chimique, de système d'alimentation énergétique, etc. [50].

4.4.4 SYSTÈME EXPERT BASÉ SUR L'ORIENTÉ OBJET

La quatrième méthodologie de développement est basée sur les concepts de la programmation orienté objet. Elle permet de combiner de l'information grâce à l'utilisation de classes composées de procédures spécifiques et d'attributs [82]. Un objet est alors constitué de méthodes et de données et au lieu d'envoyer les données à une procédure directement, le système va plutôt envoyer un message à un objet qui contient la procédure à exécuter. Le même message pourrait donc être envoyé à plusieurs objets différents et chacun d'entre eux pourrait réagir différemment.

Même si de nombreux problèmes peuvent être résolus par un système expert basé sur les règles utilisant des faits, des règles et un moteur d'inférence, d'autres nécessitent des fonctionnalités différentes au niveau de la représentation de connaissance. Le système

expert basé sur l'orienté objet permet une représentation de la connaissance sous forme d'objets, combinant plusieurs mécanismes du concept de programmation [83]. De plus, les systèmes experts basés sur les règles sont inadéquats lorsque nous nous retrouvons avec un nombre important de règles et de faits [84]. Or, les systèmes experts utilisant les concepts de la programmation Orienté Objet permettent de mieux gérer ce genre de situation. L'intégration des objets avec les règles en utilisant des classes permet de lier facilement des structures de données et d'utiliser l'héritage afin de spécifier les attributs communs que possèdent les objets. La Figure 13 montre l'exemple de l'instanciation d'un objet d'une classe représentant un rectangle. Celle-ci possède les attributs longueur (length), largeur (width), région (area) et la méthode *rectangle-area*.

```
(deffacts      rectangle-class
  (CLASS      rectangle      rectangle)
  (HAS-FEATURE rectangle      length      2)
  (HAS-FEATURE rectangle      width       5)
  (HAS-FEATURE rectangle      area        10)
  (HAS-METHOD rectangle      rectangle-area))
```

Figure 13 - Exemple de classe dans un système expert basé sur l'orienté-objet [83]

Cette classe permettrait donc de créer une multitude d'objets de type *rectangle* qui auraient tous les mêmes attributs et la même méthode. Par contre, ce type de système est moins puissant que ceux à base de règles au niveau des calculs logiques et symboliques effectués par le moteur d'inférence. Finalement, nous retrouvons des systèmes experts utilisant ce concept dans le domaine de la connaissance comme l'ingénierie, la représentation et l'apprentissage.

4.4.5 SYSTÈME EXPERT À RAISONNEMENT PAR CAS

La dernière approche que nous avons choisi de présenter sur laquelle un système expert peut s'appuyer est le raisonnement par cas (CBR pour *cased-based reasoning*) » [85]. L'idée de ce dernier est d'adapter des solutions déjà testées pour résoudre un problème et les utiliser afin de résoudre d'autres problèmes futurs. Nous utilisons une base de données contenant un ensemble de descriptions qui représentent l'expérience de spécialistes sous forme de cas. Un cas représente un problème, sa solution et des annotations sur comment la solution a été dérivée. La première étape de ce processus est la récupération : lorsqu'un utilisateur rencontre un nouveau problème, le système va chercher le cas qui correspond le mieux aux caractéristiques du problème. La seconde étape est la réutilisation : application de la solution liée au cas choisi à l'étape 1. Souvent, nous devons adapter la solution pour prendre en considération la nouvelle situation. La troisième étape est la révision : nous procédons au test de la solution et la révisons s'il y a lieu. Finalement, la dernière étape est la sauvegarde : si la solution a permis de résoudre le problème, celle-ci va être ajoutée à la base de données sous forme de nouveau cas. Dans le cas d'un échec, elle sera tout de même sauvegardée en lui associant la raison pour laquelle elle n'a pas résolu le problème. Il existe des systèmes experts qui utilisent ce concept dans le domaine de la médecine (application, planification) et de la connaissance (modélisation et gestion) [50]. L'avantage de ce type de système par rapport aux autres est qu'il emmagasine l'information relative aux solutions passées et cela lui permet en quelque sorte d'apprendre de ses erreurs.

4.5 MÉTHODOLOGIE POUR LE DÉVELOPPEMENT D'UN SYSTÈME EXPERT

Après avoir vu les approches disponibles, regardons de plus près les étapes de développement d'un système expert. Celui-ci peut être décomposé en cinq étapes [69]. La première consiste à déterminer les exigences du système. La seconde, qui est de loin la plus importante, est l'acquisition de la connaissance dans le but de l'insérer dans le système. En troisième lieu, nous procédons au développement des composants du système (moteur d'inférence, interfaces homme-machine, etc.). Quatrièmement, nous effectuons une série de tests et la validation dans le but de nous assurer que celui-ci reflète bien la réalité et répond aux besoins et finalement, nous rédigeons la documentation et les procédures de maintenance. Regardons maintenant de plus près chacune de ces étapes.

La toute première étape consiste à déterminer les exigences du système. S'il est développé pour un client, nous devons rencontrer ce dernier pour connaître ses besoins et la problématique. C'est primordial de bien comprendre ceux-ci avant d'amorcer le projet si nous voulons être en mesure de livrer un système qui répond aux attentes et au besoin.

Ensuite, nous procédons à l'acquisition de la connaissance qui est l'étape la plus cruciale puisque c'est cette connaissance qui formera le cœur du système [86]. Afin de bien réaliser cette étape, il existe des principes relevant de l'ingénierie de la connaissance qui peuvent être utilisés [87]. Cette forme d'ingénierie implique l'intégration du savoir dans un système informatique dans le but de résoudre des problèmes complexes nécessitant un haut niveau d'expertise. Des méthodes, des langages et des outils spécialisés ont été développés et permettent de gérer efficacement une telle intégration. Par exemple, une bonne pratique

en débutant un projet consiste à développer une ontologie qui se définit comme étant une caractérisation formelle des concepts d'un domaine [88]. Celle-ci permet de capturer le savoir, d'explorer des structures sous-jacentes d'un domaine, d'être capable de visualiser, de manipuler, de réutiliser et de mettre à jour la représentation du savoir. Elle permet également de partager cette représentation afin de permettre à tout le monde de l'utiliser et d'avoir la même. Finalement, elle permet d'établir le langage utilisé entre les experts et l'ingénieur de la connaissance donc elle se développe grâce à la collaboration d'experts. Un outil qui permet le développement d'ontologies se nomme Protégé et est présenté en annexe 1 [88].

L'étape suivante consiste à implémenter le système en développant les composants. Dans bien des cas, le système peut être divisé en trois principaux composants soit l'interface utilisateur, le moteur d'inférence et l'outil de connexion à une base de données. Lors de cette étape, un choix technologique s'impose selon la situation et les demandes du client ou de l'industrie et celui-ci peut être fait en regardant les avantages et inconvénients de chacun.

La quatrième étape comprend les tests et la validation du système. Elle n'est pas à prendre à la légère puisque ce n'est pas tout d'avoir un système fonctionnel, ce dernier doit être fiable et représenter fidèlement la réalité. La validation s'effectue avec les experts du domaine pour s'assurer de ces deux points. Il est primordial de présenter le plus de situations différentes pour voir la réaction du système dans plusieurs cas extrêmes et appliquer les corrections si nécessaire.

Finalement, la dernière étape de développement consiste à rédiger les procédures de maintenance et la documentation. Cette dernière doit être claire et précise pour faciliter la maintenance de la base de connaissances et pour être facilement interprétable par quiconque qui désire utiliser le système. Elle doit rester dans un langage compréhensible et ne pas trop entrer dans les détails en profondeur.

Cela fait un bref survol des étapes à suivre lors du développement d'un système expert. Dans le but d'utiliser et mettre en place les mécanismes qu'ils utilisent comme le moteur d'inférence par exemple, nous avons recours à un outil qui fournit l'environnement nécessaire. C'est le sujet qui sera abordé dans la section suivante.

4.6 ENVIRONNEMENTS DE DÉVELOPPEMENT D'UN SYSTÈME EXPERT

Lors du développement, nous utilisons un outil spécialisé qui fournit l'environnement que nécessite un système expert. Ils peuvent être munis d'un moteur d'inférence à chaînage avant, à chaînage arrière ou les deux. C'est une caractéristique importante que nous devons prendre en considération dans le choix de l'outil. De plus, ils exigent une façon de faire qui leur est particulière. Nous devons apprendre à nous familiariser avec celle-ci pour être en mesure de lui insérer la connaissance.

L'un des outils les plus utilisés est CLIPS (C Language Integrated Production System) [88]. Il a été développé en 1985 et fournit un environnement de développement de système expert complet [17]. Il permet de construire des systèmes basés sur les règles ou objets et possède plusieurs avantages. Premièrement, il permet de représenter la

connaissance grâce à une grande variété de représentations (orienté objet, basé sur les règles ou encore procédural). Ensuite, c'est un outil très portable. Il a été écrit en C pour assurer une bonne portabilité ainsi qu'un temps d'exécution remarquable. Un autre avantage de cet outil est son intégration. En effet, nous pouvons facilement l'intégrer dans un code procédural ou encore l'appeler comme sous-routine. Celle-ci peut se faire dans des langages de programmation comme C, Java, FORTRAN, ADA, Python, etc. Finalement, nous retrouvons une bonne documentation et nous pouvons l'utiliser à faible coût puisque c'est un logiciel qui relève du domaine public. Ce sont des avantages qui font en sorte qu'il est le plus populaire partout dans le monde. L'inconvénient de CLIPS est qu'il est très difficile de trouver un ou des faits dans la base de faits lorsque celle-ci est d'une taille importante [89]. Il n'existe pas d'outil ou de fonction qui permet de rechercher un fait en particulier.

Il existe d'autres outils du même genre que CLIPS. Tout d'abord, *ARTEnterprise* est similaire à CLIPS en fournissant un environnement qui permet le développement de systèmes basés sur les règles ou orienté objet. Ce qui le distingue de CLIPS est qu'il permet d'utiliser le raisonnement par cas (case-based reasoning) [90]. Par contre, son principal inconvénient est qu'il est payant. Ensuite, il y a JESS qui est une adaptation de CLIPS pour l'environnement Java [91]. Nous y retrouvons les mêmes fonctionnalités sauf que nous sommes limités au langage Java. De plus, il n'est pas open source. C'est pour ces deux raisons que sa popularité est limitée par rapport à CLIPS. Drools est un autre outil qui permet le développement de systèmes experts [92]. Il est écrit en Java et a vu le jour en 2001. C'est un système de gestion de règles métier qui utilise un chaînage avant et

l'algorithme de Rete. Il est sous la licence ASF (Apache Software Foundation) ce qui permet une utilisation gratuite du logiciel. Finalement, eGanges est un outil très léger (moins de 0.25 Mo) qui fournit une interface graphique présentant les différentes règles, procédures et stratégies sous forme de carte interactive [93]. Il permet la construction de règles imbriquées et de construire un graphe de procédures composé de nœuds et de liens entre eux qui portent le nom de rivières. eGanges est principalement utilisé dans des domaines comme la justice et l'éducation et son inconvénient majeur est le manque de documentation. Par contre, il est plus simple d'utilisation que CLIPS.

Cela fait le tour des outils fournissant l'environnement nécessaire au développement d'un système expert. Mais dans ceux-ci, il manque un aspect important qui est la gestion de l'incertitude. Dans bien des domaines, nous faisons face à des incertitudes de tout genre. Il existe alors des techniques qui nous permettent de gérer l'incertitude dans les systèmes experts. Celles-ci vont être présentées dans la prochaine section. Lorsque nous désirons développer un système dans un domaine incertain, nous devons nous tourner vers l'une de ces techniques.

4.7 REPRÉSENTER ET MANIPULER L'INCERTITUDE DANS LES SYSTÈMES EXPERTS

Souvent, nous ne pouvons pas être garantis qu'une affirmation ou une hypothèse est exacte. Dans le domaine de la santé par exemple, nous pouvons effectuer un diagnostic sur un patient pour tenter de diagnostiquer une maladie à partir de différentes observations. Plus nous avons d'éléments qui nous dirigent vers la même conclusion, plus nous avons confiance en ce diagnostic. Par contre, il est possible que nous soyons dans l'erreur et/ou

que d'autres observations contredisent nos résultats. Alors il peut arriver que nous soyons incertains de notre hypothèse ou conclusion. L'information peut donc être classée sous différentes formes. La Figure 14 montre cette classification dans les systèmes experts.

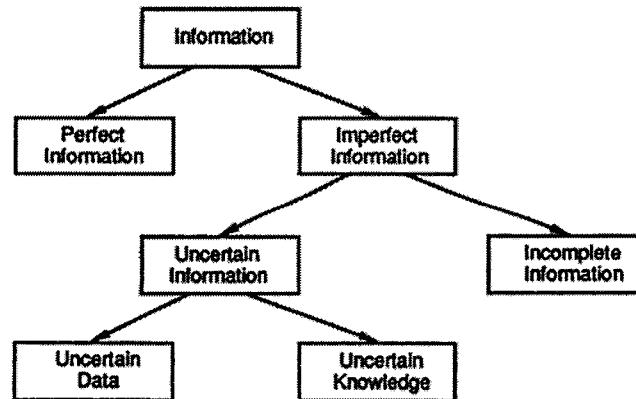


Figure 14 - Classification de l'information dans les systèmes experts [94]

Une information est dite parfaite lorsqu'elle est vraie et sans qualifications [94]. Si ce n'est pas le cas, elle est imparfaite. Cette dernière peut également se caractériser comme étant incertaine ou incomplète. Elle est incomplète lorsque nous n'avons pas décrit suffisamment une ou des instances d'un problème. Dans le cas d'une information incertaine, elle est soit une donnée ou une connaissance auquel nous sommes dans l'incertitude.

Il existe différentes sources d'incertitude. La probabilité qu'un événement se produise ou non en est la première. Lorsque ce n'est pas certain qu'un événement survienne, nous sommes dans l'incertitude puisque nous ne savons pas s'il va se produire. Ensuite, la confiance d'un expert envers un fait et la difficulté à justifier cette confiance en

est une autre. Troisièmement, nous retrouvons l'imprécision de l'information. Dans les domaines de la santé et du contrôle de procédé industriel, cette source est fréquente. Ensuite, nous avons parfois des exceptions à la règle qui peuvent représenter des sources d'incertitude. En cinquième lieu, il y a la quantification de valeurs. Par exemple, lorsque nous quantifions la valeur correspondant à la température du corps humain avec les mots « normale », « fièvre légère », « fièvre » et « fièvre sévère », nous ne connaissons pas précisément les limites entre les différentes catégories. Cela va créer de l'incertitude. Évidemment, d'autres sources peuvent s'ajouter à cette liste, mais ce sont les principales.

La Figure 15 montre 4 approches pour gérer l'incertitude dans les systèmes intelligents [88]. L'approche probabiliste, la logique à valeurs multiples, les facteurs de confiance et la logique floue. Les 3 premières sont considérées comme des mesures numériques de la confiance tandis que la dernière est dans la catégorie permettant la représentation de connaissance incomplète ou partielle. Nous allons maintenant regarder en détail chacune de ces approches.

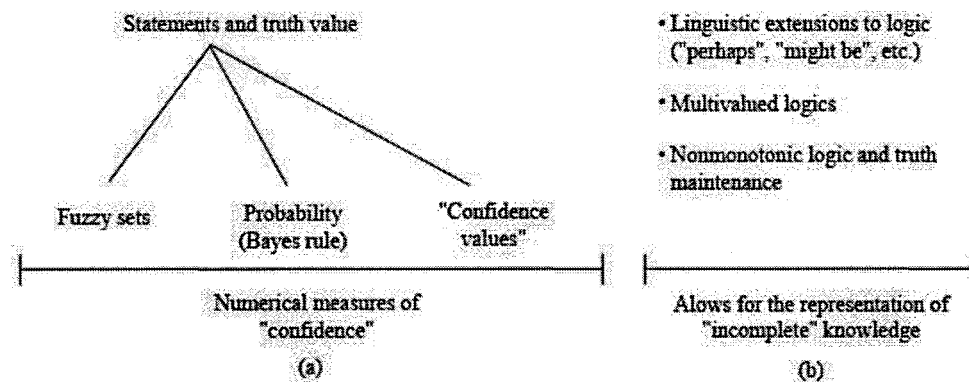


Figure 15 - Approches pour représenter et manipuler l'incertitude [88]

4.7.1 APPROCHE PROBABILISTE ET RÉSEAUX BAYÉSIENS

Cette approche consiste à utiliser les notions de probabilités mathématiques. Elle est la plus ancienne et la mieux définie pour gérer l'incertitude de façon formelle [88]. Nous allons examiner de plus près la notion de probabilité conditionnelle pour ensuite présenter le théorème de Bayes. Par la suite, nous présenterons les réseaux bayésiens qui permettent de gérer l'incertitude dans les systèmes intelligents.

Premièrement, la probabilité qu'un événement H soit vrai selon l'observation E se dénote $P(H|E)$. Nous pouvons utiliser une formulation qui permet de définir la probabilité d'un événement sachant l'autre. Par exemple, si nous avons:

$$P(E) = \text{Probabilité à priori de } E$$

$$P(H) = \text{Probabilité à priori de } H$$

$P(H|E) = \text{Probabilité à posteriori de } H \text{ sachant } E$

$P(E|H) = \text{Probabilité à posteriori de } E \text{ sachant } H$

$$P(E|H)P(H) = P(H \cap E) = P(H|E)P(E)$$

Il est possible d'obtenir :

$$\frac{P(H|E)P(E)}{P(E)} = \frac{P(E|H) P(H)}{P(E)}$$

Ce qui en résulte le théorème de Bayes :

$$P(H|E) = \frac{P(E|H) P(H)}{P(E)}$$

Regardons maintenant de plus près un exemple d'application de ce théorème avec des nombres fictifs à titre d'exemple [88]. Nous avons l'événement H qui représente un patient qui a un cancer du poumon et E un patient qui fume. Nous désirons effectuer une évaluation quantitative de :

$$P(H|E) = P(\text{patient a un cancer du poumon} \mid \text{patient fume})$$

Sachant que « $P(H) = 5\%$ » est la probabilité d'avoir un cancer du poumon dans la population en général, « $P(E) = 10\%$ » est la probabilité qu'une personne fume et nous pouvons aussi avoir l'équation suivante :

$$P(E|H) = P(\text{patient est un fumeur} \mid \text{patient a un cancer du poumon})$$

où la probabilité dans cette équation peut être obtenue à partir de l'expérience. Par exemple, nous connaissons le pourcentage des personnes atteintes d'un cancer du poumon qui sont fumeurs. Ainsi, « $P(E|H) = 75\%$ ». De plus, pour n'importe quel patient auquel nous

n'avons aucune observation, la probabilité est la probabilité que n'importe quelle personne soit atteinte du cancer du poumon ($P(H) = 5\%$). Alors dans le cas où nous avons l'observation que le patient est fumeur, nous pouvons raffiner notre confiance envers le diagnostic (que la personne est bel et bien atteinte du cancer) avec le théorème de Bayes comme suit :

$$P(H|E) = \frac{P(E|H) P(H)}{P(E)}$$

$$P(H|E) = \frac{75\% * 5\%}{10\%}$$

$$P(H|E) = 37,5\%$$

Grâce au théorème, nous pouvons donc conclure que :

$$P(H|E) = P(\text{patient a un cancer du poumon} \mid \text{patient fume}) = 37,5\%$$

Un réseau bayésien est un modèle probabiliste qui représente un ensemble de variables avec leurs dépendances conditionnelles. Il représente un outil qui peut être utilisé pour représenter la connaissance d'un domaine incertain [95]. Également, les réseaux bayésiens sont souvent utilisés pour représenter les relations de causalité (Casual Bayesian Network) [96]. Il est sous la forme d'un graphe dirigé acyclique où chaque nœud constitue une variable aléatoire et les arêtes représentent les dépendances probabilistes entre les nœuds. Cette technique combine les principes de la théorie des graphes, de la théorie probabiliste, des statistiques et de l'informatique. Les observations dans un tel réseau

portent normalement le nom d'évidences. En fonction des évidences, nous calculons les probabilités des actions non-observées. Par exemple, si nous utilisons un réseau bayésien dans le diagnostic d'un patient et que nous connaissons ses symptômes, nous pouvons calculer la probabilité de chacune des maladies qui en découlent. La Figure 16 montre un réseau bayésien à 4 nœuds. Nous y retrouvons un nœud représentant la course à pied, un autre le fait de se coucher tard, un pour la douleur musculaire et finalement un nœud pour la fatigue. À chacun d'entre eux est attaché un tableau qui indique les probabilités que l'action qui lui est associée soit vraie ou fausse. Pour chacun des nœuds enfants, un tableau dénote les distributions de probabilités conditionnelles (CPD). Nous pouvons également noter que les variables aléatoires peuvent prendre des valeurs discrètes ou continues. Maintenant, supposons que nous avons l'évidence course à pied (CP) uniquement. À partir de là, nous savons qu'il est possible que l'évidence douleur musculaire (D) soit vraie tout comme l'évidence fatigue (F) avec une probabilité de 0.7. Si à cela s'ajoute l'évidence couche tard (CT), la probabilité que D soit vraie restera la même puisque l'évidence est dite indépendante à CT, mais la probabilité que F soit vraie passera de 0.7 à 0.95. En d'autres mots, si une personne a fait de la course à pied, elle risque d'avoir de la douleur musculaire ainsi que de la fatigue. Si elle s'est couchée tard la veille, elle aura encore plus de chances d'être fatiguée (mais n'aura pas nécessairement plus de douleur musculaire).

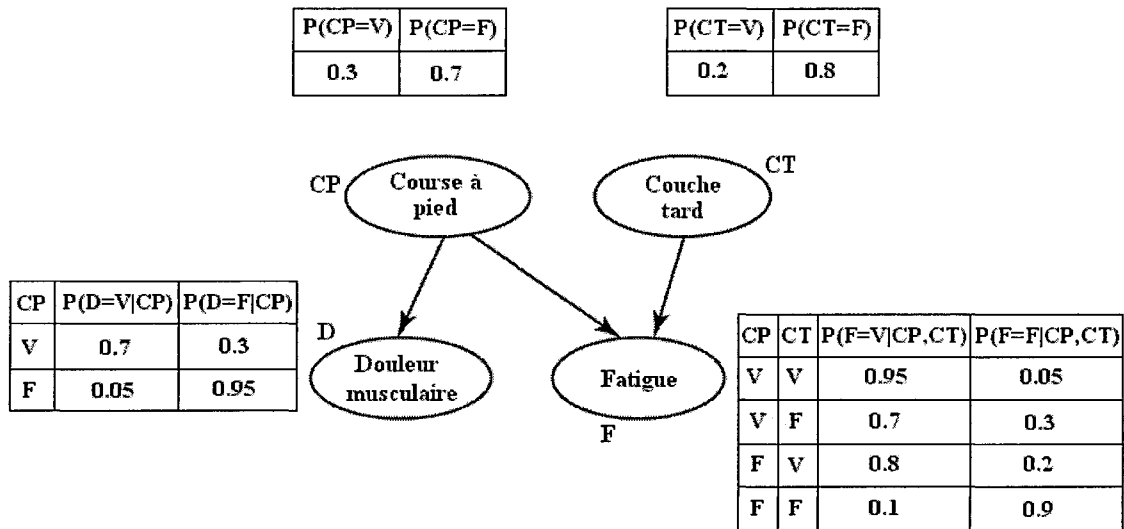


Figure 16 - Exemple de l'utilisation d'un réseau bayésien

Ce type de réseau peut également être utilisé dans la détermination de causes puisque généralement, dans un réseau causal, nous observons tout d'abord les évidences pour ensuite déterminer les causes plausibles. Ils permettent de déduire des états à partir d'évidences grâce aux probabilités mathématiques. Leur avantage est qu'il est possible de prendre en considération le fait que certaines évidences sont plus plausibles que d'autres dès le départ et cette plausibilité est amenée à évoluer dans le temps selon les nouvelles observations [97]. L'inconvénient majeur de cette approche est que nous devons connaître la probabilité de chacune des évidences du réseau ce qui est irréaliste et impossible à réaliser dans plusieurs domaines d'application. Les approches probabilistes se fondent rigoureusement sur les mathématiques et semblent être une approche de choix lorsque nous désirons gérer l'incertitude dans les systèmes experts. Par contre, la connaissance s'exprime sous forme de langage naturel, où il est difficile de faire une correspondance directe en

probabilités et il a été prouvé que les experts confrontés à une situation problématique ne choisissent pas une telle approche pour la résoudre et la difficulté à l'incorporer dans un système en exclut pratiquement son usage.

4.7.2 LOGIQUE MULTIVALENTE

Tout d'abord, nous retrouvons la logique à deux valeurs qui est la logique classique. Selon celle-ci, les faits sont soit vrais ou soit faux. Nous représentons ceux-ci sous forme d'axiomes. Elle consiste à procéder à des déductions dans le même genre que la preuve d'un théorème. Toutefois, il y a un manque d'expressivité qui mène à un raisonnement qui ne gère pas l'incertitude.

Pour qu'un énoncé puisse prendre une autre valeur que vrai ou faux, il existe la logique polyvalente (ou multivalente ou multivaluée) [98]. Au lieu qu'un énoncé se retrouve seulement dans l'ensemble vrai ou uniquement dans l'ensemble faux, il peut avoir un certain degré d'appartenance dans chacun d'entre eux. Nous retrouvons tout d'abord la logique à 3 valeurs telles que les logiques de Kleene, de Priest et de Lukasiewicz [99] [100]. Ce type de logique consiste à ajouter une troisième donnée possible soit une indétermination. C'est-à-dire qu'un énoncé peut être vrai, faux ou indéterminé. Ensuite, nous retrouvons la logique à valeurs finies (à plus de 3 valeurs) comme la logique de Belnap (4 valeurs) qui est une logique quaternaire [101]. Finalement, il y a les logiques à valeurs infinies comme les logiques probabilistes [102], floues [103] et possibilistes [104].

La logique floue fait donc partie de la logique à valeurs infinies. Elle est dite non dénombrable-valente, car la mesure de vérité d'une information est un nombre réel qui se situe entre 0 et 1. La théorie des ensembles flous a été développée en 1965 par Lotfi Zadeh afin de représenter comment un domaine peut être associé avec un ensemble flou [31]. Cela est réalisé par le biais d'une gradation d'appartenance plutôt que de classer celle-ci par oui ou par non comme c'était le cas dans les ensembles booléens [105]. L'appartenance à un domaine d'un ou plusieurs ensembles est définie par les fonctions d'appartenance. La Figure 17 montre un exemple de ce type de fonction où nous y montrons l'appartenance de la vulnérabilité intrinsèque à quatre ensembles (low, moderate, high et very high).

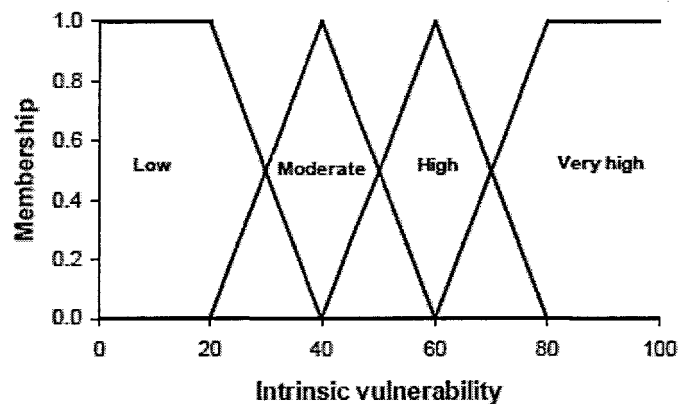


Figure 17 – Exemple de fonctions d'appartenance [105].

Remarquons que les ensembles s'entrecroisent, ce qui permettra d'obtenir des valeurs présentes dans deux ensembles en même temps. Le principal avantage de cette approche pour gérer l'incertitude est qu'elle est beaucoup plus simple à mettre en œuvre que l'approche probabiliste.

Ensuite, d'une part nous retrouvons la logique probabiliste qui est également une logique à valeurs infinies. Elle a comme objectif de combiner la capacité à gérer l'incertitude des probabilités à la capacité d'exploiter les structures de la logique de premier ordre conventionnelle [102]. En logique mathématique, une structure est un ensemble de fonctions et de relations définies sur celui-ci [106]. La logique probabiliste est donc une généralisation des énoncés logiques de la logique de premier ordre (à deux valeurs soit vrai ou faux) auquel nous ajoutons des valeurs probabilistes (qui se situent entre 0 et 1) aux énoncés logiques. Alors qu'en principe, la logique probabiliste pourrait être appliquée pour solutionner une multitude de problèmes, en pratique, elle l'est rarement [107]. Cela est probablement dû au fait qu'elle multiplie la complexité informatique pour en arriver à résoudre un problème. D'autre part, nous retrouvons la logique possibiliste qui est aussi une logique à valeurs infinies. Les expressions de cette logique sont des formules classiques (de la logique de premier ordre) associées d'un poids qui correspond à une mesure de nécessité ou de possibilité [108]. Ces deux types de logique sont donc des extensions de la logique de premier ordre permettant de gérer l'incertitude.

4.7.3 FACTEURS DE CONFIANCE

Les facteurs de confiance permettent de représenter un intervalle de confiance associé à un événement, une affirmation ou un fait [88] [109]. Cette notion est apparue pour la première fois dans le système expert MYCIN. Ce dernier utilisait un facteur allant de -1 à 1 inclusivement. Un facteur de -1 indique un manque de confiance total ou que l'affirmation est fausse. À l'inverse, un facteur de 1 indique une confiance absolue en l'affirmation ou le fait qu'elle soit vraie. Les développeurs ont également défini qu'un

facteur se situant dans l'intervalle $[-0.2, 0.2]$ signifie que l'affirmation est non-confirmée. Évidemment, ces intervalles ainsi que leur interprétation peuvent être modifiés selon l'implémentation et le choix des développeurs. De façon sommaire, les facteurs de confiance permettent d'associer à un fait ou une observation une mesure de confiance. Plus le facteur est élevé, plus nous croyons que l'affirmation est vraie et inversement. Le facteur d'un fait quelconque varie positivement ou négativement selon les nouveaux faits observés.

Parfois, nous pouvons nous retrouver avec deux faits identiques, mais ayant des facteurs de confiance différents. À ce moment, il y a combinaison des facteurs. En effet, lorsque nous nous retrouvons avec un fait quelconque, il y a un CF (Certainty Factor) qui lui est associé, lequel varie entre -1 et 1. Mais lorsque nous avons un second fait et que ce dernier est identique au premier, nous devons garder uniquement l'un des deux et lui donner comme CF la valeur des deux facteurs combinés. Celui-ci sera calculé comme on peut le voir sur la Figure 18 par le moteur d'inférence.

Si $CF1 < 0$ et $CF2 < 0$	Si $CF1 < 0$ et $CF2 > 0$	Si $CF1 > 0$ et $CF2 > 0$
$CF = (CF1 + CF2) + (CF1 * CF2)$	$CF = (CF1 + CF2) / (1 - \min(CF1 , CF2))$	$CF = (CF1 + CF2) - (CF1 * CF2)$

Figure 18 - Calculs utilisés lors de la combinaison de facteurs de confiance [88]

Nous pouvons voir le comportement des calculs de CF sur la Figure 19 qui permet de mieux comprendre les calculs que nous venons d'aborder.

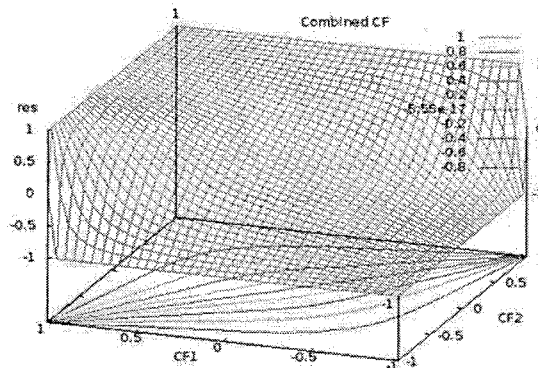


Figure 19 – Facteur de confiance obtenu lors de la combinaison de deux facteurs de confiance

Nous pouvons remarquer sur la Figure 19 que sur un axe se trouve les valeurs possibles que peut prendre un facteur CF1 et sur la seconde axe les valeurs possibles d'un second facteur CF2. Ainsi, les courbes représentent les valeurs que peut avoir le facteur de confiance résultant de la combinaison de CF1 et CF2 dépendamment de ceux-ci. Il est également possible de voir combien un facteur situé dans une des extrémités (1 ou -1) peut avoir un comportement agressif sur la génération d'un nouveau fait identique. Ainsi, lorsqu'un CF se retrouve dans l'une ou l'autre de ces valeurs, il est presque impossible de le faire diminuer ou augmenter, ce qui paraît logique puisqu'à ce moment, il représente une confiance totale. Il y a renforcement lorsque nous combinons un facteur positif à un autre et l'inverse lorsque nous combinons un facteur négatif.

Nous avons vu que les facteurs de confiance sont associés aux faits pour déterminer le niveau de confiance face à une incertitude. Nous allons maintenant illustrer leur comportement et leur utilité avec l'aide d'un exemple qui représente une situation où un propriétaire de maison peut recevoir un appel de son voisin *Gibbon* ou de son second voisin *Watson* si jamais un voleur entre par infraction dans sa demeure [110]. Ce dernier est

farceur de réputation, donc le facteur de confiance associé au fait représentant son appel est de 0.5 tandis que celui de *Gibbon*, beaucoup plus crédible de réputation, est de 0.9. L'exemple est présenté sur la Figure 20. Nous pourrions représenter cet exemple à l'aide d'une base de faits sous la forme (*TITRE (Facteur de Confiance)*) constituée des faits (*WATSON (0.5)*), (*GIBBON (0.9)*), (*ALARM (0.0)*). Au départ, le facteur de confiance de *ALARM* est de 0 puisque nous n'avons pas reçu d'appel. Cela signifie que le propriétaire est certain qu'il n'y a pas de voleur dans sa demeure.

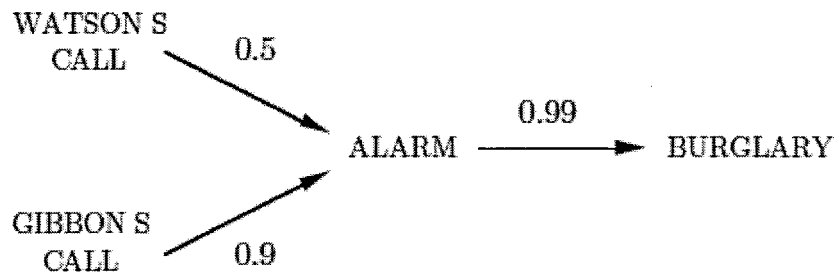


Figure 20 - Exemple d'utilisation de facteurs de confiance [110]

Si *Watson* appelle le propriétaire, le facteur de *ALARM* passera à 0.5. Cela signifie que le propriétaire croit qu'il est « possible » qu'un voleur soit entré par infraction. L'incertitude quant à la possibilité qu'il y ait un voleur est toujours présente, sauf que le niveau de confiance envers cette possibilité a été augmenté. Si, en plus de cela, nous recevons l'appel de *Gibbon*, le facteur sera augmenté à 0.99, ce qui augmente du même coup notre niveau de confiance signifiant que le propriétaire est certain qu'un voleur s'est infiltré par infraction dans sa demeure.

4.7.4 APPROCHE RETENUE POUR GÉRER L'INCERTITUDE

L'approche qui a été retenue dans le but de gérer l'incertitude dans le système expert qui va être décrit dans le chapitre suivant est celle des facteurs de confiance. Celle-ci s'intègre très facilement et offre tous les avantages que nous recherchons face à l'incertitude relative au procédé d'un four à arc. Par exemple, ils sont facilement insérables dans les faits résultants de règles d'inférence et il est rapidement possible de définir les fonctions permettant le calcul de la combinaison de facteurs. Ainsi, lorsque nous aurons deux faits qui signifieront la même chose ou le même problème, la confiance en sera affectée positivement ou négativement.

CHAPITRE 5

SYSTÈME EXPERT POUR LE CONTROLE D'UN FOUR À ARC

5.1 POSITIONNEMENT DE LA SOLUTION PROPOSÉE PAR RAPPORT AUX SOLUTIONS EXISTANTES

La solution proposée dans cet ouvrage est à un haut niveau d'abstraction. Elle peut être vue comme une méta-solution dans le sens où nous pouvons y insérer une multitude de mécanismes à l'interne. Parmi ceux-ci, nous retrouvons les règles de productions ainsi que les modèles mathématiques, mais nous pouvons ajouter une multitude de solutions qui fournissent de l'information comme celles présentées au chapitre 3. Par exemple, nous pourrions utiliser la solution qui fournit une indication de la température du métal à l'intérieur du four. Nous pourrions également utiliser les résultats obtenus par un système EFSOP (Expert Furnace Systems Optimization Process). Donc, le système expert peut exploiter une multitude de sources d'information en entrée, les combiner avec l'expertise des opérateurs sous forme de règles et les modèles mathématiques pour en arriver à offrir un puissant outil d'aide à la décision. Il est important de noter que les autres solutions proposées n'intègrent pas l'expertise des opérateurs et n'en prennent donc pas compte dans leurs résultats. De plus, le système proposé ne néglige aucune information et propose toujours la même décision dans un même contexte opérationnel. Finalement, il n'est pas influencé par la fatigue, l'humeur ou autre élément du genre.

5.2 ARCHITECTURE DU SYSTÈME EXPERT PROPOSÉ

L'architecture du système expert proposé est présentée sur la Figure 21 ci-dessous.

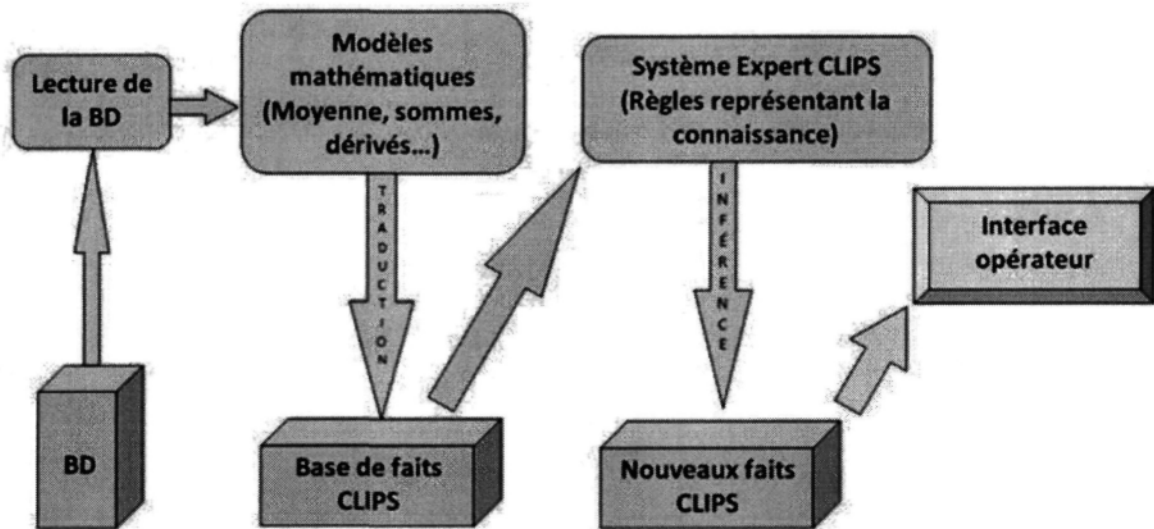


Figure 21 - Architecture du système expert

Tout d'abord, les observations concernant le procédé dans un four à arc sont stockées dans une base de données (BD) sous forme de données brutes. Dans le but de prendre une décision, le système doit récupérer ces données (Lecture de la BD) et utiliser des modèles mathématiques (Modèles mathématiques) pour convertir ces données sous forme de faits CLIPS (Base de faits CLIPS). Ensuite, en fonction des règles d'inférence qui ont été définies (Système Expert CLIPS), le système infère de nouveaux faits, lesquels sont contenus en mémoire dans l'environnement CLIPS et exportés dans un fichier texte et une base de données (Nouveaux faits CLIPS). Finalement, en utilisant les faits inférés et observés, le système affiche de l'information sur l'interface graphique de l'opérateur

(Interface opérateur) avec laquelle ce dernier peut consulter les résultats obtenus et questionner le système pour obtenir plus de détails.

Dans les sous-sections qui suivent, nous allons tout d'abord voir les différents types de faits utilisés par le système et ensuite voir en détail chacun des composants du système que nous venons de présenter brièvement.

5.2.1 TYPES DE FAITS

Le système utilise trois types de faits différents. Premièrement, les faits Objet-Attribut-Valeur, qui sont dénotés par l'acronyme OAV, sont des observations du procédé. Ils représentent des triplets qui contiennent des données et qui ont été lus directement à partir d'une base de données qui contient les observations sous forme de données brutes. Dans certain cas, une traduction laquelle est basée sur des modèles mathématiques doit avoir lieu entre la donnée lue et celle qu'utilisera le système, particulièrement lorsque les unités utilisées diffèrent. Ils forment la base de faits CLIPS que nous retrouvons sur la Figure 21. L'annexe 2 présente une telle base de faits qui pourrait être générée par le système. À titre d'exemple, nous pourrions avoir comme objet l'électrode A, comme attribut la quantité de courant envoyée dans celle-ci et la valeur qui représente la donnée numérique de l'attribut. Cet exemple serait représenté ainsi dans le système:

oav((obj Electrode A)(att courant)(val 120))

Ensuite, le second type de fait que nous utilisons représente des faits ou déductions obtenus après inférence. Ceux-ci ont la forme OAVC pour Objet-Attribut-Valeur-

Confiance et sont composés des trois éléments du premier type (OAV) auxquels nous avons ajouté une mesure de confiance. Étant donné la complexité et les incertitudes liées au procédé, nous ne pouvons jamais être absolument certains de l'état du four et de nos déductions et c'est pourquoi nous leur avons ajouté le concept de facteur de confiance (CF). Ceux-ci sont représentés par la boîte intitulée « nouveaux faits CLIPS » sur la Figure 21. À titre d'exemple, nous pourrions avoir comme objet le four, le problème qui est une accumulation de métal, la valeur oui qui signifie que nous croyons qu'il y a une accumulation et un CF de 1. Le fait serait représenté ainsi dans le système :

oavc((obj Four)(att accMetal)(val oui)(CF 1.0))

Ce fait signifierait que nous sommes certains qu'il y a une accumulation de métal dans le four étant donné que le facteur de confiance est de 1. Nous nous retrouvons avec ce type de fait uniquement après que le système ait inféré. Ensuite, le troisième type de fait utilisé porte le nom de « trace » et va permettre au système d'expliquer comment il est arrivé à une déduction. Ainsi, lorsqu'une règle se déclenche et ajoute un fait OAVC, nous ajoutons également un fait trace qui mentionne le nom de la règle, l'objet, l'attribut, la valeur et le CF. Par exemple, si le fait OAVC présenté ci-haut serait inséré dans le système à partir de la règle nommée Regle1, la trace qui lui serait associée ressemblerait à ceci :

trace((regle Regle1)(obj Electrode A)(att accMetal)(val oui)(CF 1.0))

Ainsi, nous sommes en mesure de savoir que la règle Regle1 s'est déclenchée et nous retrouvons également l'information contenue dans le fait OAVC. Ce type est utilisé

par l'interface graphique dans le but de fournir aux utilisateurs le raisonnement utilisé pour en arriver à générer un fait et ainsi connaître comment son facteur de confiance fut obtenu. Cela peut être utile puisque lorsque nous ajoutons deux ou plusieurs faits qui représentent un même problème, leurs facteurs de confiance sont combinés. Les traces permettent de connaître chacun des facteurs individuels qui nous ont permis d'en arriver à obtenir le CF final.

Finalement, l'annexe 3 présente une base de faits qui pourrait être générée par le système après inférence. Nous pouvons y voir les OAVC qui représentent les problèmes et les traces qui permettent d'expliquer comment nous avons obtenu les différents OAVC.

5.2.2 COMPOSANT DE LECTURE ET DE PRÉPARATION DES DONNÉES

Cet outil permet de lire les données de production d'un four à arc à partir d'une base de données et de les sauvegarder dans un fichier nommé *datastore.clp*. Celui-ci représente la base de faits et contient l'ensemble des observations provenant d'une base de données. Celles-ci sont traduites sous la forme de faits CLIPS. De plus, l'ensemble des faits sera placé dans une fonction nommée *deffacts* (constructeur défini dans l'environnement CLIPS) qui permettra de simplifier leur importation ultérieurement dans l'environnement. Finalement, l'outil assure une portabilité et une compatibilité avec la majorité des systèmes de gestion de base de données.

5.2.3 CONTENEURS DE DONNÉES

Les données utilisées par le système se retrouvent dans trois conteneurs. Premièrement, nous avons la base de données de production de l'endroit où le système est utilisé. Par la suite, nous retrouvons le fichier *datastore.clp* qui contient des données issues directement de cette base de données ou encore une traduction de celles-ci dans le langage utilisé par le système. Ils sont sous la forme objet-attribut-valeur (OAV) et représentent des observations relatives au procédé. À chaque fois que le système est lancé, le fichier est reconstruit avec les nouvelles données associées à la date et l'heure choisie. Un exemple de ce fichier est présenté en annexe 2. Finalement, après inférence, nous retrouvons dans l'environnement CLIPS les nouveaux faits qui sont sous la forme OAVC pour le quadruplet objet-attribut-valeur-problème. Donc au final, l'environnement contiendra les faits OAV et OAVC et il sera exporté dans un fichier nommé *faits_inference.txt* qui pourra servir de référence pour consultation ultérieure.

5.2.4 MOTEUR D'INFÉRENCE ET ENVIRONNEMENT CLIPS

En premier lieu, ce composant va importer 3 fichiers CLIPS : *init.clp*, *regles.clp* et *datastore.clp*. Le premier d'entre eux, *init.clp*, contient des fonctions d'initialisation que nous allons regarder de plus près. Tout d'abord, nous définissons ce qu'est un OAV et un OAVC. Une telle définition s'effectue en utilisant la fonction nommée *deftemplate* qui permet de définir un modèle générique et le mot clé *slot* qui permet de définir des attributs liés à ce modèle comme nous pouvons le voir sur la Figure 22.

```

(deftemplate oav
  (slot obj (type SYMBOL))
  (slot att (type SYMBOL))
  (slot val)
)

(deftemplate oavc
  (slot obj (type SYMBOL))
  (slot att (type SYMBOL))
  (slot val)
  (slot CF (type FLOAT) (range -1.0 +1.0))
)

```

Figure 22 – Fonctions de définition de gabarit CLIPS se trouvant dans le fichier *init.clp*

Il est possible d'y voir les trois attributs contenus dans un fait OAV ainsi que ceux dans les faits OAVC. Ensuite, nous retrouvons dans ce même fichier la commande qui permet la duplication de faits identiques ainsi que la fonction qui permet de combiner leurs CF comme on peut le voir sur la Figure 23.

```

(set-fact-duplication TRUE)
(defun combineCF (?CF1 ?CF2)
  (if (and (>= ?CF1 0) (>= ?CF2 0)) then
    (bind ?x (- (+ ?CF1 ?CF2) (* ?CF1 ?CF2)))
  else
    (if (and (<= ?CF1 0) (<= ?CF2 0)) then
      (bind ?x (+ (+ ?CF1 ?CF2) (* ?CF1 ?CF2)))
    else
      (bind ?y (- 1.0 (min (abs ?CF1) (abs ?CF2))))
      (if (> (abs ?y) 0.001) then
        (bind ?x (/ (+ ?CF1 ?CF2) ?y))
      else
        (bind ?x 0.0)
      )
    )
  )
  (return ?x)
)

```

Figure 23 - Fonction *combineCF* se trouvant dans le fichier *init.clp*

Pour appliquer le concept de facteurs de confiance dans le but de gérer l'incertitude, nous devons permettre la duplication de faits identiques. La façon dont nous procédons est que lorsque nous retrouvons deux faits identiques, nous combinons leurs CF et nous en supprimons l'un d'entre eux. Si nous ajoutions deux faits ayant des CF de 0.5 et que la duplication n'était pas permise, nous aurions au final un seul fait avec un facteur de 0.5. En permettant la duplication et la combinaison des CF, nous nous retrouverons avec un seul fait, mais qui cette fois aura plutôt un facteur de 0.75. Alors, le rôle de la fonction *combineCF* est de combiner les facteurs de confiance de deux faits OAVP identiques et par la suite de supprimer l'un d'entre eux.

Le second fichier que nous importons se nomme *regles.clp*. Il contient les règles de production qui représentent l'expertise formalisée et codifiée. Elles sont définies en utilisant la fonction *defrule* qui permet de créer une règle dans l'environnement CLIPS. C'est à partir des règles que le système va effectuer des déductions. La Figure 24 présente un exemple de ce à quoi pourrait ressembler une règle.

```
(defrule myRule
  (oav (obj ?o) (att problem) (val ?x))
  (test (eq ?x oui))
=>
  (assert(oavc (obj ?o) (att problem) (val oui) (CF 0.8)))
  (assert(trace (regle myRule) (obj ?o) (prob problem) (att attr1) (val ?x) (CF 0.8)))
)
```

Figure 24 - Exemple de règle CLIPS

Sur l'exemple de règle présenté à la Figure 24, nous pouvons voir le nom de la règle qui est *myRule*. Ensuite, au-dessus du symbole «=>» se trouvent les prémisses. En

d'autres termes, ce sont les conditions de déclenchement de la règle. Par la suite, après le symbole « \Rightarrow » se trouve l'action à prendre lorsqu'il y a un déclenchement. Dans l'exemple, nous regardons si dans la base de faits nous retrouvons un OAV ayant comme attribut « *problem* » et comme valeur « oui ». Si c'est le cas, nous allons ajouter deux faits grâce à la commande CLIPS *assert*. Le premier *assert* permet d'ajouter dans la base de faits un fait OAVC et le second permettra d'ajouter la trace lui correspondant.

Le troisième et dernier fichier que nous importons a été décrit précédemment et se nomme *datastore.clp*. Il contient la base de faits générée par le composant de lecture et d'interprétation des données. Les faits sont sous la forme OAV et correspondent à des observations sur le procédé pour la date et l'heure choisies.

Nous venons de voir les trois fichiers que nous importons dans l'environnement CLIPS. Si nous récapitulons, après cette importation, nous avons en mémoire une base de faits représentant des observations du procédé, une base de règles et des fonctions prédéfinies comme celle qui permet de combiner des faits identiques. Suite à cela, le moteur d'inférence peut être lancé. Il va inférer à partir des faits et des règles et générer de nouveaux faits que nous nommons OAVC. Ceux-ci sont des signaux ou des conseils qui seront interprétés au final par l'interface utilisateur. Nous pouvons voir sur la Figure 25 les quelques lignes de code qui permettent d'importer et exporter les fichiers CLIPS que nous venons de mentionner ainsi que le lancement du moteur d'inférence.

```

clips.clear();
clips.load("init.clp");
clips.load("regles.clp");
clips.load("datastore.clp");
clips.reset();
clips.run();

clips.eval("(save-facts \"faits_inference.txt\")");

```

Figure 25 - Code décrivant la séquence de l'inférence CLIPS

Comme nous pouvons voir sur la dernière ligne de la figure, nous exportons également la base de faits contenant les OAV et les OAVC dans un fichier nommé *faits_inference.txt* à titre de référence pour une consultation ultérieure. Quant à elle, l'interface va lire directement dans la base de faits en mémoire pour tirer ses conclusions.

5.2.5 INTERFACE UTILISATEUR

L'interface utilisateur est le point de contact entre l'opérateur et le système. C'est via celui-ci que nous affichons des signaux ou donnons des conseils à la personne qui opère un four à arc. Son fonctionnement repose sur la recherche de nouveaux faits générés par inférence. En effet, lorsqu'un nouveau fait représentant une problématique quelconque a été inséré et qu'il intéresse l'interface, celui-ci va afficher un signal correspondant au problème. La fonction CLIPS utilisée pour la recherche de faits se nomme *find-all-facts* et retourne les faits qui correspondent aux critères donnés. Par exemple, nous utilisons la fonction suivante pour savoir si un fait OAVC représentant un besoin en carbone a été généré :

```
(find-all-facts((? cn oavc))(eq ? cn: att accMetal))
```

Si celle-ci retourne un ou des faits, nous affichons alors un signal si le niveau de certitude obtenu avec le CF est assez élevé. L'opérateur pourra lire le signal à l'écran et sera mis au courant de la situation. Au niveau de l'implémentation de ce processus, il faut tout d'abord déterminer quels faits rechercher et quand et où nous devons afficher un signal en lien avec ce fait. Par exemple, nous devons décider à partir de quelle valeur un CF est assez élevé pour que nous soyons certains de notre affirmation pour l'afficher aux opérateurs. Si jamais un fait indique une accumulation de métal avec un CF de 0.2, il y a de fortes chances que nous ne soyons pas assez convaincus alors vaut mieux ne pas afficher de signal. Par contre, un fait possédant un CF de 1.0 devrait afficher un signal aux opérateurs automatiquement. Ces mesures sont à déterminer par le concepteur et doivent être facilement modifiables.

Quant à son ergonomie, la fenêtre principale doit satisfaire aux exigences du client et être simple d'utilisation. Pour ce faire, il existe des normes au niveau de l'ergonomie des interfaces hommes machines [111]. Tout d'abord, nous devons retrouver de la cohérence. C'est-à-dire qu'un même concept doit être utilisé de façon similaire dans un contexte identique. Ensuite il y a la concision qui consiste à limiter le nombre d'interventions de l'utilisateur afin d'éviter les erreurs comme les erreurs typographiques. Nous devons également donner un retour d'information. Toute action de l'utilisateur au niveau de l'interface doit amener un retour d'information. Finalement, nous devons bien gérer les erreurs. Ce sont tous des principes qui ont été suivis lors de l'élaboration de l'interface graphique du système.

Après avoir vu l'architecture du système expert proposé en solution au contrôle de procédé dans un four à arc, nous pouvons maintenant regarder comment l'acquisition de la connaissance et de l'expertise a été effectuée et discuter de la façon de faire utilisée pour développer les règles représentant l'expertise et les modèles mathématiques issus d'analyses statistiques. Ces deux points vont être abordés dans les sections restantes de ce chapitre.

5.3 PROCESSUS D'ACQUISITION DE LA CONNAISSANCE ET DE L'EXPERTISE

La phase d'acquisition de la connaissance est une étape lourde et critique dans le développement de système expert puisque c'est cette dernière qui va former l'expertise du système et lui permettre d'effectuer des déductions. Nous avons utilisé une stratégie itérative basée sur la méthode agile SCRUM [112] qui relève du génie logiciel. Tout d'abord, l'équipe de développement multidisciplinaire était composée de personnes ayant des fonctions et intérêts différents comme un superviseur aux opérations, un métallurgiste, des opérateurs expérimentés et un ingénieur de la connaissance. Lors des premières semaines, la liste des fonctionnalités à réaliser a été mise au point. Nous faisons référence à celle-ci comme étant le carnet de produit dans SCRUM. Suite à cela, l'équipe a réalisé plusieurs sprints de 3 semaines afin de construire la base de connaissance. De plus, un effort considérable a été effectué dans le but de formaliser la connaissance afin qu'elle soit la plus quantitative possible et que nous puissions la valider par confrontation avec la réalité. Au total, il aura fallu 6 mois à l'équipe de 8 personnes (dont l'ingénieur de la connaissance à 20 heures par semaine) pour obtenir la base de connaissance. Parallèlement

à ce travail, une ontologie du domaine a été construite par l'ingénieur de la connaissance. Celle-ci permet de comprendre le langage utilisé par les experts et donc par le système. En effet, les différents éléments s'y trouvant sont impliqués dans la construction des règles d'inférence et dans l'affichage des signaux. Il est important de connaître le langage du domaine puisque les conclusions obtenues devront être interprétées par les utilisateurs du système.

Au fil des sprints, trois aspects concernant le procédé se sont manifestés. Tout d'abord, l'accumulation de métal. Tel qu'il a été mentionné, nous ne pouvons voir à l'intérieur du four. Cela implique que nous ne connaissons pas exactement la quantité de métal en fusion s'y retrouvant et lors de la coulée, nous pouvons avoir des surprises inattendues comme un surplus de métal. Cela peut causer des débordements et des dommages tant matériels qu'humains. De plus, l'accumulation de métal occasionne un déplacement d'une ou des électrodes pour compenser l'augmentation subséquente de la conductivité du mélange dans le four. Le second élément ayant fait surface est le besoin en carbone. Il est très important de garder les bonnes proportions de quartz et de charbon dans le mélange. Si la quantité de carbone est trop élevée ou trop faible, les réactions chimiques ainsi que la distribution thermique seront affectés et cela aura un effet néfaste sur le déroulement du procédé. Finalement, lorsque les électrodes se consomment ou lorsqu'il y a une cassure, nous devons compenser la perte en ajoutant des longueurs additionnelles. C'est ce que nous nommons le glissement des électrodes et c'est le troisième aspect qui a été soulevé. Tous ces éléments ont un impact direct sur le procédé. Le besoin en carbone ainsi que le glissement doivent être contrôlés directement par les opérateurs du four. Or, ces

derniers doivent posséder l'expertise nécessaire pour prendre de bonnes décisions et le risque d'erreur est élevé. C'est pourquoi nous avons choisi de diagnostiquer ces trois éléments dans le système expert.

Ce dernier va indiquer s'il y a une accumulation de métal, si nous devons ajouter ou non du carbone dans le mélange et si nous devons effectuer un glissement d'une ou plusieurs électrodes. L'information sur l'accumulation ainsi que sur le besoin en carbone est globale au four tandis que l'information sur le glissement est propre à chacune des électrodes. La phase d'acquisition de la connaissance aura permis de connaître ces trois aspects et de bien comprendre leurs mécanismes pour être en mesure de développer des règles et des modèles par la suite.

5.4 PROCESSUS DE DÉVELOPPEMENT DES MODÈLES ET DES RÈGLES

Au départ, il a fallu connaître en profondeur le procédé que nous retrouvons dans les fours à arc et ainsi choisir les identificateurs de performance afin d'en arriver à développer la base de règles et les modèles mathématiques. D'une part, les règles servent à effectuer des déductions et d'autre part, les modèles sont utilisés par les règles et leur fournissent de l'information de haut niveau à propos du procédé. À première vue, nous croyions être en mesure d'effectuer un diagnostic qui se base majoritairement sur les règles, mais nous avons vite conclu que l'utilisation de modèles serait plus utile et plus fiable que l'utilisation de règles dans certains cas puisque les experts n'arrivaient pas toujours à s'entendre et il y avait donc parfois un manque d'uniformité au niveau de la prise de décision. Ainsi, au niveau de l'accumulation de métal, les déductions se basent beaucoup plus sur les modèles

que sur les règles. Sur la Figure 26, nous pouvons voir la stratégie itérative utilisée afin de créer les règles et les modèles.

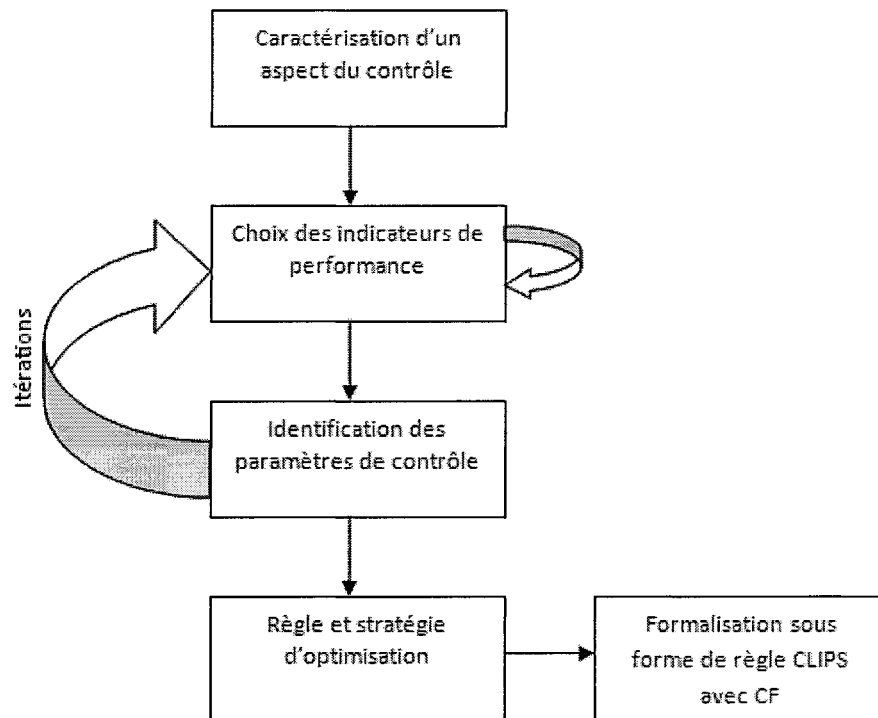


Figure 26 - Processus de création des règles et modèles

Tout d'abord, les éléments de caractérisation d'un aspect de contrôle ont été trouvés à savoir l'accumulation de métal, le besoin en carbone et le glissement des électrodes. Ce sont les principaux éléments qui étaient soulevés lors des rencontres avec les experts et ils représentent des aspects importants du procédé des fours à arc. Par la suite, il y a eu plusieurs itérations dans le but de découvrir des relations entre des indicateurs de performance (observations) et des aspects du contrôle (états). Lorsque de telles relations étaient découvertes avec un niveau de confiance jugé suffisant, un travail de formalisation

dans le but de les codifier et les intégrer au système a eu lieu. C'est ainsi que nous sommes parvenus à développer des règles et des modèles qui furent optimisés, testés et validés par la suite. Nous allons maintenant regarder de plus près les règles de production ainsi que les modèles mathématiques implémentés.

5.4.1 RÈGLES DE PRODUCTION

Tout d'abord, comme il a été discuté précédemment, un système expert utilise une base de règles auquel nous combinons des données pour en arriver à faire des déductions. Elles représentent l'expertise d'un domaine et sont formalisées et codifiées afin d'être insérées dans le système. Leur processus d'élaboration, en compagnie des experts, fut itératif, car il a fallu souvent repasser au peigne fin celles qui ont été créées et se remettre en question. Parfois, il fallait en modifier ou en supprimer lorsque nous nous rendions compte qu'elle n'avait plus d'importance. Ce processus peut être très long dépendamment de la collaboration des experts et de la compréhension de l'ingénieur de la connaissance. Parallèlement à cette étape, nous avons réalisé le choix de la technologie utilisée et commencé l'implémentation du système dans le but de ne pas dépendre des experts. Ainsi, lorsqu'une règle était validée et semblait fiable, nous l'insérions aussitôt dans la base de règles du système. Cela permettait d'insérer facilement les règles nouvellement créées et il était possible de les tester.

Les règles se basent en partie sur des données numériques du procédé comme les propriétés électriques du four pour faire des déductions. Elles sont sous la forme SI ... ALORS ... et au niveau de leurs prémisses, elles effectuent des comparaisons et mettent en

relation des observations pour en arriver à faire des déductions. L'une des difficultés rencontrées était de déterminer les valeurs pour cette comparaison. Par exemple, si nous nous intéressons à la résistance électrique d'une électrode, nous pouvons établir une règle qui se déclenche si la résistance est plus élevée qu'un certain seuil. C'est ce dernier qui est difficile à déterminer en particulier, car les experts ne s'entendent pas tous pour dire la même chose. Donc il a fallu effectuer une série de tests et valider chacune des règles minutieusement pour voir quelles valeurs étaient optimales et donnaient le meilleur résultat. En plus d'utiliser des observations relatives au procédé, elles utilisent également le résultat fourni par les modèles mathématiques que nous avons développés. Ceux-ci représentent plus qu'une simple donnée numérique, car ils fournissent de l'information de haut niveau sur l'état du procédé. Par exemple, si un modèle indique qu'il y a une accumulation de métal dans le four, les règles pourront utiliser ce résultat en plus de l'expertise qu'elles possèdent pour en arriver à déduire s'il y a véritablement une accumulation ou pas.

Quant à leur utilisation dans un système expert, elles se retrouvent dans un même fichier qui est séparé en trois parties soit les règles pour chacun des trois éléments du diagnostic. Ainsi, le système expert sera en mesure d'importer ce fichier et les règles se retrouveront en mémoire prêtes à être utilisées par le moteur d'inférence. Donc au final, nous nous retrouvons avec un ensemble de règles qui permettent de déduire s'il y a une accumulation de métal, un besoin en carbone ou un glissement des électrodes. Pour atténuer ou renforcer la confiance envers ce diagnostic, nous utilisons des modèles mathématiques qui sont présentés dans la sous-section suivante.

5.4.2 MODÈLES MATHÉMATIQUES

Les modèles développés sont sous la forme d'équations mathématiques et proviennent d'analyses statistiques qui mettent en relation des observations afin de déduire l'état de certains aspects du procédé. Ils peuvent renforcer ou atténuer le résultat d'inférence des règles en leur fournissant des indications de haut niveau concernant le procédé comme la longueur des électrodes, le besoin en carbone du four ou s'il y a accumulation de métal dans ce dernier.

Le développement des modèles fût réalisé de manière empirique puisqu'il est très difficile d'appliquer des lois de la physique dans le contexte des fours à arc où nous retrouvons beaucoup trop d'incertitudes. Au départ, nous connaissions un ensemble d'états associés au procédé qui nous a été fourni par les experts comme une accumulation de métal ou la longueur des électrodes. Nous possédions également un ensemble d'observations sur le procédé provenant entre autres de capteurs. À partir de ces deux éléments, il y a eu des analyses statistiques approfondies des séries temporelles relatives aux différentes observations. L'objectif de ces analyses était de découvrir des relations empiriques entre les variables d'état du procédé en fonction des observations. Ainsi, nous sommes parvenus à trouver des corrélations intéressantes qui ont permis de développer des modèles qui permettent de déduire s'il y a accumulation de métal, s'il y a un besoin en carbone au niveau du mélange et d'estimer la longueur des électrodes. Nous allons présenter dans les paragraphes qui suivent les différents modèles implémentés et utilisés par le système expert.

Tout d'abord, les premiers modèles à être conçus servent à déduire s'il y a accumulation de métal dans le four. Leur résultat est combiné à celui de règles de production pour déduire s'il y a véritablement une accumulation ou non. Le système se fie en grande partie sur un des modèles développés qui semble être le plus fiable et le plus précis selon les résultats obtenus lors de la phase de validation. Les modèles se basent sur des valeurs numériques du procédé comme les données électriques du four. Parmi celles-ci, nous retrouvons tout d'abord l'efficacité énergétique réelle qui est le rapport entre ce qui est produit par le four et l'énergie électrique qui a été utilisée. Ensuite, nous utilisons l'efficacité théorique où la différence est que cette dernière varie en fonction des poussières dégagées du four. Elle permet de vérifier l'optimalité de la production puisque si les poussières augmentent, c'est signe qu'il y a une perte de production. La dernière variante de cette mesure est l'efficacité cible. Celle-ci est la valeur cible de l'efficacité que nous devrions normalement nous attendre à avoir. Elle est obtenue en effectuant un calcul théorique selon la quantité attendue par rapport à la quantité de courant.

L'étude de l'accumulation de métal s'est donc consacrée à trouver des corrélations entre des observations dans le but de développer des modèles mathématiques à base de systèmes d'équations qui nous permettent de faire des déductions de l'état du procédé. L'étude s'échelonnait sur une période de trois semaines consécutives pendant la production de ferrosilicium à 75%. Cet échantillon a été choisi pour sa distribution de longueur d'électrode. En effet, la deuxième semaine de l'échantillon accusait de courtes longueurs d'électrodes, car creusées et mesurées pour validation. Pour régler cette situation, un long glissement des électrodes a été effectué lors de la troisième semaine. Il y a donc eu une

semaine avec des électrodes de longueur inconnues, une semaine avec des électrodes courtes et une semaine avec des électrodes longues comme on peut le voir sur la Figure 27.

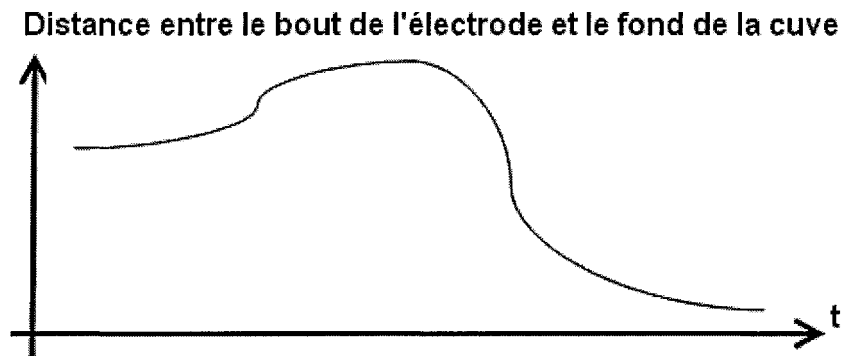


Figure 27 - Exemple d'évolution de la longueur des électrodes

La toute première corrélation que nous sommes parvenus à trouver est entre l'efficacité et la poussière relative sur des moyennes mobiles 2 jours. Les Figures 28 et 29 présentent cette corrélation pour une période de production où le silicium (Si) est à 50% et à 75% respectivement. Les moyennes mobiles deux jours ont été utilisées pour filtrer les discontinuités entre le tonnage produit et le jour qui l'a produit. Nous observons donc que l'efficacité augmente linéairement avec les poussières relatives.

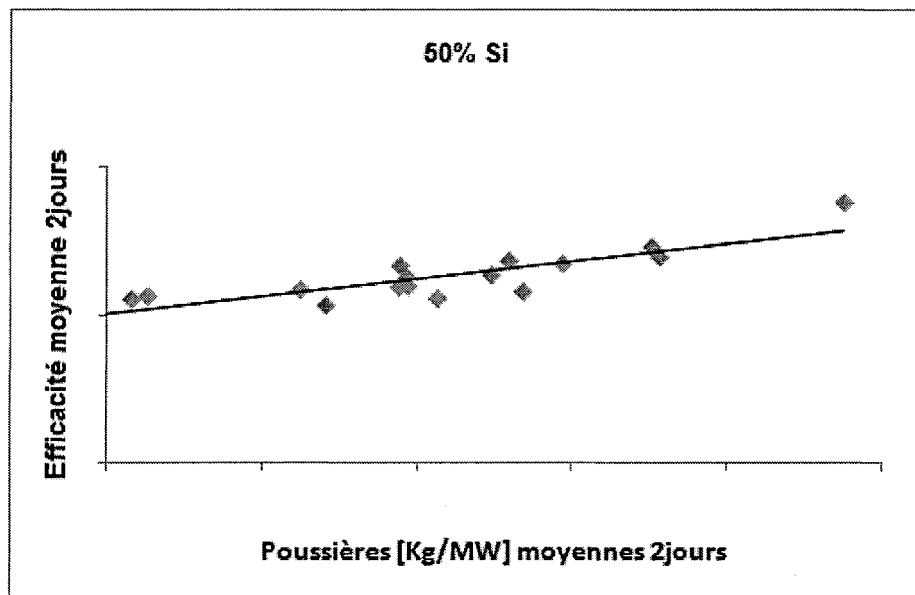


Figure 28 - Corrélation entre l'efficacité et les poussières relatives (kilogrammes par mégawatt) lors de la production de Si à 50% de pureté

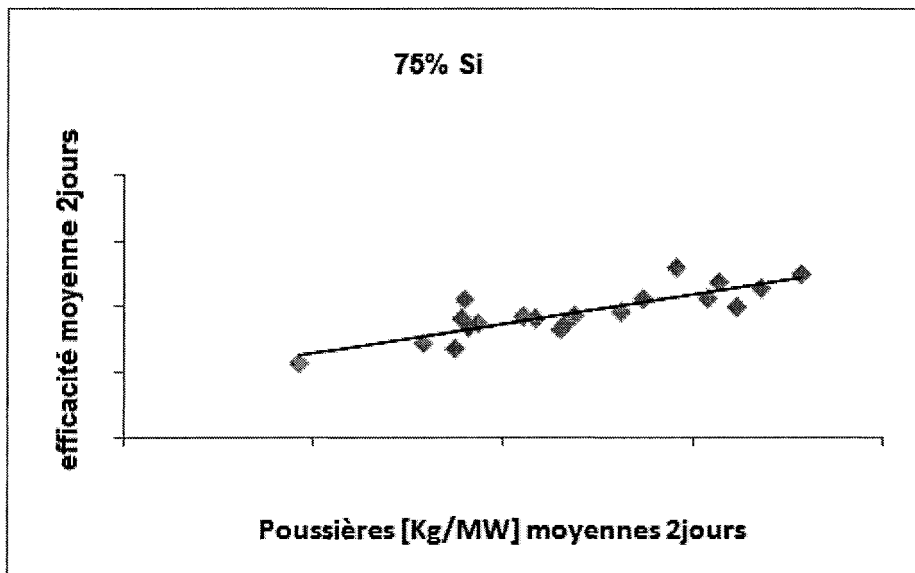


Figure 29 - Corrélation entre l'efficacité et les poussières relatives (kilogrammes par mégawatt) lors de la production de Si à 50% de pureté

Ainsi, nous avons pu créer un premier modèle qui possède le système d'équations suivant :

$$X_{\text{MétalAccumulé}} = \frac{(E_R - E_T)}{E_C} * 1000_{kg/MT}$$

Dans l'équation ci-dessus, on retrouve tout d'abord la variable E_R qui représente l'efficacité réelle, E_T l'efficacité théorique selon les poussières et E_C qui représente l'efficacité cible. Finalement, kg/MT signifie kilogrammes par tonnes métriques.

La Figure 30 montre la courbe représentant ce modèle et pour chaque heure, la quantité réelle de métal en fusion qui a été extraite du four (histogramme) et la ligne pointillée qui représente la quantité cible de métal que nous nous attendons à extraire. Des sommes mobiles sur 3 heures ont été utilisées pour des fins de présentation. La vraie série temporelle est plutôt sur 18 heures pour mieux tenir compte du passé.

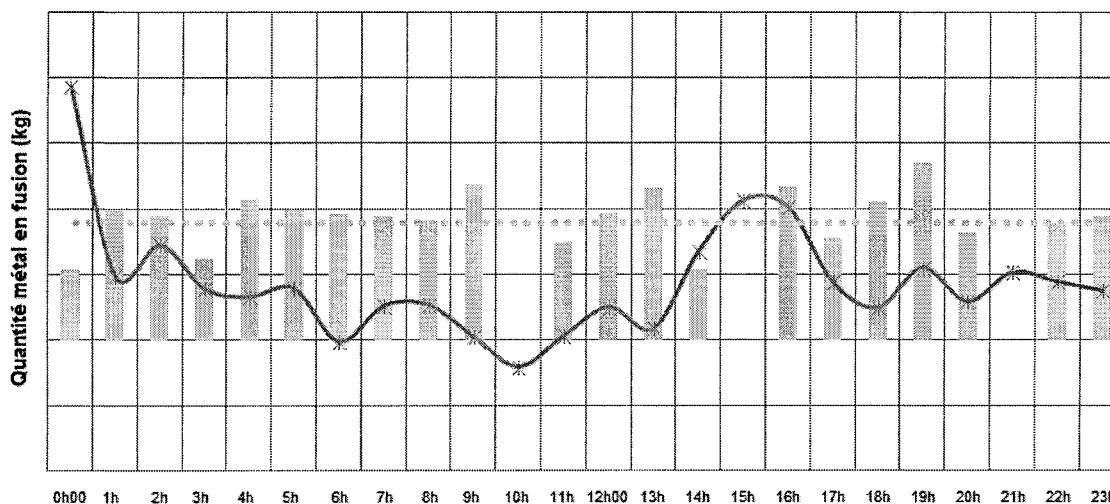


Figure 30 – Évolution du premier modèle servant à déduire l'accumulation de métal dans le four par rapport au métal extrait réellement

Ensuite, nous avons développé deux autres modèles qui utilisent de façon sommaire les mêmes données. Ceux-ci sont représentés par les deux courbes qui se superposent sur la Figure 31.

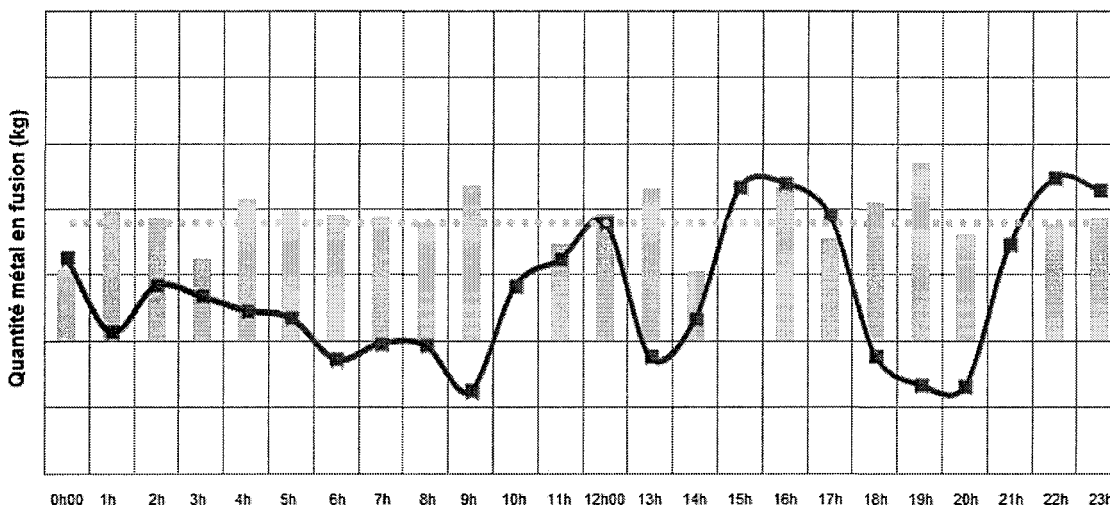


Figure 31 - Évolution de deux autres modèles servant à déduire l'accumulation de métal dans le four par rapport au métal extrait réellement

Ils donnent un résultat très similaire l'un envers l'autre même s'ils diffèrent quelque peu. L'équation du premier modèle est la suivante :

$$X_{MétalAccumulé} (kg) = M_{prod} - P_{poussières} - C$$

Le premier élément de l'équation (M_{prod}) représente ce que nous avons produit de façon théorique, c'est-à-dire le métal que nous avons dans le four en théorie selon la valeur cible. Cette valeur s'obtient en effectuant le calcul suivant :

$$M_{prod} (kg) = \frac{E_h}{C_e} * Q$$

Dans l'équation ci-dessus, la variable E_h représente l'énergie horaire émise dans le four, la variable Q représente la quantité cible et varie selon la production de ferrosilicium (à 50% ou à 75%) et la variable C_e représente la cible énergétique qui est une quantité d'énergie normalement transmise par le transformateur pour produire la quantité cible. Ensuite, le second élément dans l'équation du modèle ($P_{poussières}$) s'obtient en effectuant le calcul ci-dessous.

$$P_{poussières} (kg) = \frac{E_T - E_C}{E_C} * Q$$

La variable Q représente la quantité cible, E_C représente l'efficacité cible et E_T représente l'efficacité théorique selon les poussières. Celles-ci sont les mêmes variables que celles présentées lors de la description du premier modèle. Finalement, la dernière variable présente dans l'équation du modèle (C) représente la dernière coulée (en kilogrammes) à avoir été extraite du four. En bref, la valeur que nous fournit ce système d'équations est une quantité approximative de métal se trouvant dans le four. Elle nous permet donc de déduire s'il y a une accumulation ou non.

Quant à lui, le second modèle présent sur la Figure 31 est représenté par l'équation suivante :

$$X_{MétalAccumulé} (kg) = \frac{\dot{E}(MWh)}{E_T} - C$$

La variable \dot{E} représente l'énergie émise qui est une valeur numérique qui correspond au courant envoyé dans les électrodes. Ensuite, E_T est l'efficacité théorique selon les

poussières et C représente la dernière coulée à avoir été extraite du four comme dans le modèle précédent.

Lorsque nous analysons le comportement des trois modèles développés et présentés sous forme de courbes sur les Figures 30 et 31 par rapport à la coulée réelle représentée par les histogrammes, nous pouvons voir que lorsque nous extrayons beaucoup de métal lors d'une coulée, la pente est descendante ce qui signifie que la chance d'avoir une accumulation de métal dans le four diminue. À l'inverse, lorsque nous ne coulons pas beaucoup de métal, la pente est ascendante ce qui porte à croire qu'il y aurait une accumulation de métal dans le four. Par contre, lors de leur validation, nous avons vu qu'ils sont fiables uniquement lors de l'opération normale du four. C'est-à-dire que lorsque l'état du procédé devient légèrement instable, leur résultat est biaisé. Par exemple, ils sont erronés lorsqu'il y a un arrêt du four. La raison à cela est que nous utilisons les données représentant les paramètres électriques et lorsqu'il est en arrêt, le four va évidemment refroidir. Or, lors du redémarrage, une quantité importante d'énergie est utilisée pour le réchauffer plutôt que de produire du métal. Dans ce cas, nos modèles indiqueraient une accumulation de métal lorsqu'en réalité il n'y en aurait pas. Également, il arrive parfois que pour une heure donnée, il n'y ait pas eu d'extraction de métal. La Figure 32 est identique aux Figures 30 et 31, mais en indiquant le cas où il y a eu un arrêt du four et lorsqu'il n'y a pas eu de coulée pour une heure donnée. Nous pouvons voir le comportement erroné des modèles lors des deux situations, car ils indiquent une accumulation en ayant une pente

ascendante et ce, malgré le fait que nous n'avons rien produit (nous ne retrouvons rien sur l'histogramme).

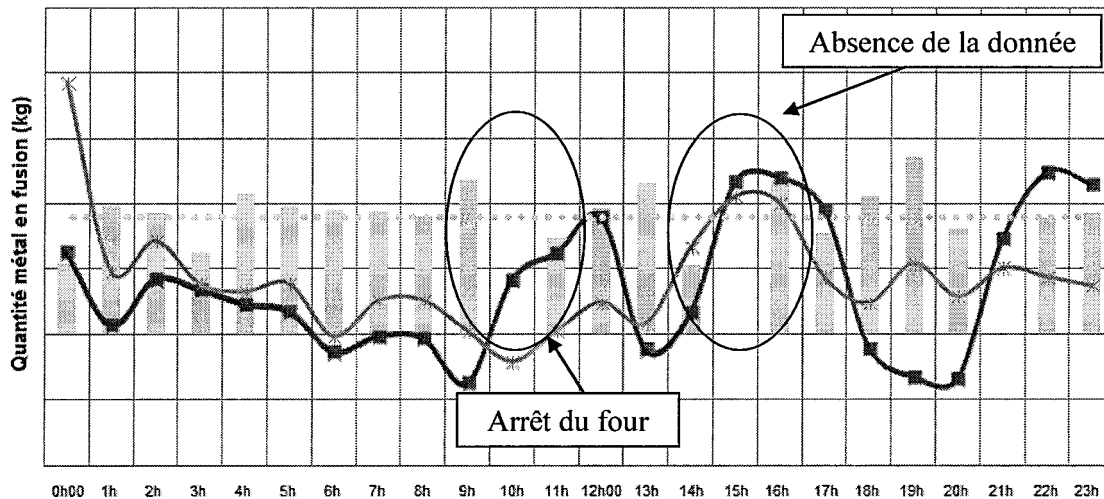


Figure 32 - Démonstration du comportement erroné des modèles lors de situations exceptionnelles

Cette analyse nous a permis de découvrir ces failles et de mettre au point un nouveau modèle qui résout cet inconvénient. Ce dernier est une adaptation du premier modèle que nous avons présenté sur la Figure 31. Nous avons repris son équation en lui modifiant le calcul de $M_{prod(kg)}$ en remplaçant la variable E_h correspondant à l'énergie horaire émise par la variable E_c représentant l'énergie par coulée. L'équation de ce modèle est donc la même que celui présenté à la page 111 où la seule différence est au niveau du calcul de $M_{prod(kg)}$ qui s'effectue plutôt comme suit :

$$M_{prod(kg)} = \frac{E_c}{C_{\acute{e}}} * Q$$

Une autre problématique des autres modèles était lorsqu'il y avait deux coulées dans la même heure, car la cible énergétique utilisée pour une coulée contenait des fractions de métal qui appartenait à la seconde coulée. Évidemment, celles-ci faussaient le résultat. Ce nouveau modèle résout également ce problème en utilisant l'énergie par coulée plutôt que l'énergie horaire. Finalement, Nous pouvons voir sur la Figure 33 le nouveau modèle implémenté qui réagit correctement lors des deux situations particulières qui sont l'arrêt du four et le manque de donnée pour une heure.

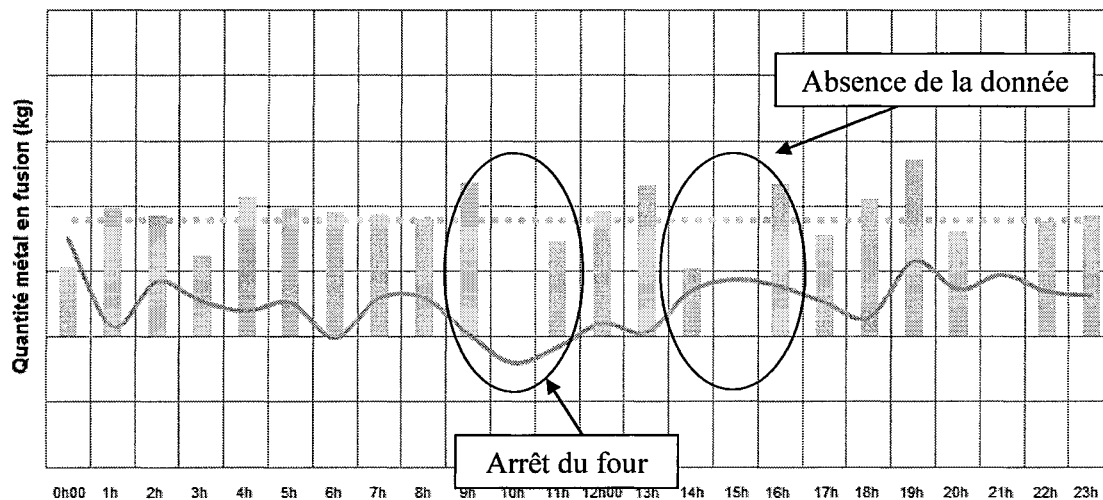


Figure 33 - Évolution du nouveau modèle servant à déduire l'accumulation de métal dans le four par rapport au métal extrait réellement

Par la suite, un second type de modèle a été conçu dans le but de permettre de déduire s'il y a un besoin en carbone dans le mélange à l'intérieur du four. Celui-ci est en complément aux règles et se base sur les paramètres électriques du four. Pour mieux comprendre, la Figure 34 montre le circuit électrique que nous retrouvons dans un four à arc. De façon sommaire, le courant provient d'un transformateur, passe dans les électrodes,

forme un arc électrique à l'embout de celles-ci jusqu'au bain de fusion, passe par le fond du four pour enfin revenir à l'endroit initial.

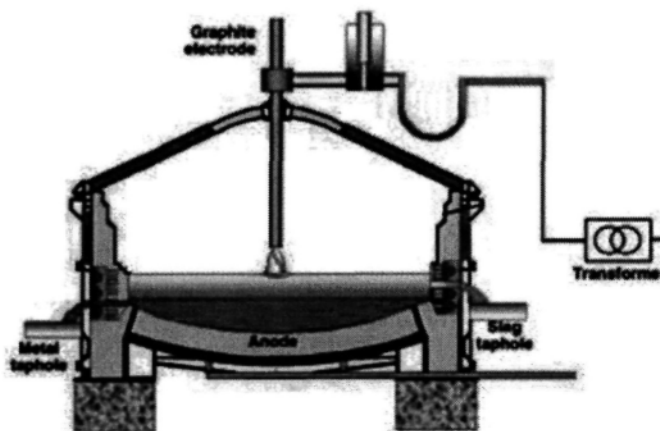


Figure 34 - Circuit électrique d'un four à arc, modifié de [113]

Il est alors possible de croire que le mélange à l'intérieur du four a un impact sur le circuit électrique puisqu'il peut être plus résistif que conducteur et vice-versa.

Pour débiter, la modélisation s'est basée sur les chartes de charge officielles et empiriques de l'opération d'un four à arc. Notre hypothèse propose de comparer la puissance théorique que le four devrait consommer à la charge qui lui est réellement appliquée pour voir s'il y a sur-cokéfaction ou sous-cokéfaction du mélange. Lorsque ce dernier contient trop de charbon, nous disons qu'il est sur-cokéfié et il est trop conducteur et cela réduit la charge tirée par le four. À l'opposé, lorsque le mélange est trop résistif, car il manque de charbon, nous disons qu'il est sous-cokéfié et qu'il provoque une augmentation de la charge.

Dans un premier temps, la charge théorique est lue dans la base de données de l'usine qui opère un four à arc. Ensuite, il a été possible de calculer la puissance théorique par une opération trigonométrique entre la puissance active et la puissance apparente comme sur la Figure 35.

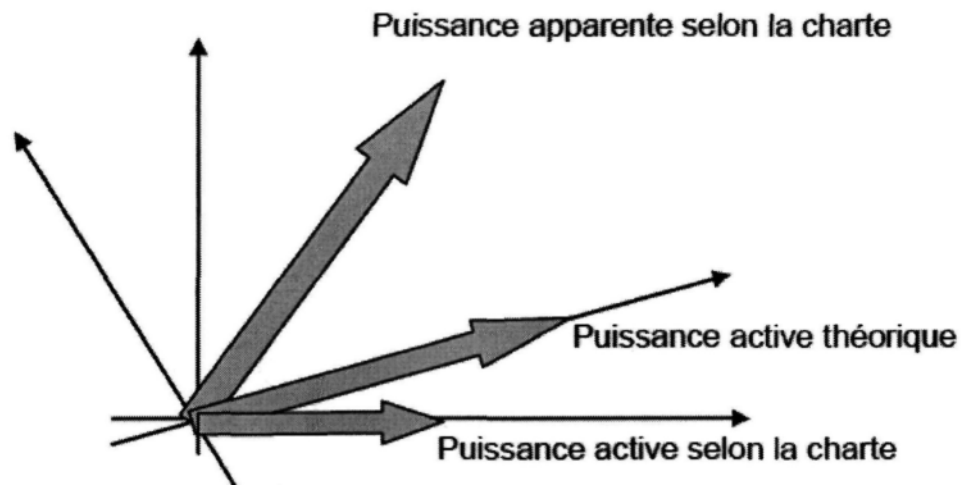


Figure 35 - Identification trigonométrique pour trouver la puissance théorique

Plus précisément, la puissance active paramétrée selon la charte est convertie en puissance apparente, pour être reconvertie en puissance active théorique. Le calcul de la puissance théorique s'effectue donc avec l'équation ci-dessous.

$$Puissance_{théorique} = \frac{Puissance_{charte}}{\cos\varphi_{charte}} * \cos\varphi_{Réelle}$$

Cela nous a permis de rendre dynamique la charte électrique d'une usine qui opère un four à arc. Celle-ci ne peut malheureusement pas être divulguée dans cet ouvrage pour des raisons de confidentialité.

Ainsi, nous comparons la puissance théorique avec la charge tirée par le four pour en déduire si le mélange possède trop de charbon (sur-cokéfaction) ou s'il en manque (sous-cokéfaction) comme le démontre l'équation du modèle :

$$Besoin_c = \frac{P - Charge_{théorique}}{Charge_{théorique}} * \frac{1}{\sqrt{3}}$$

Finalement, en utilisant une moyenne mobile sur 4 heures, nous compensons le délai de cokéfaction et nous sommes en mesure de déduire le besoin en carbone du mélange se trouvant dans un four à arc.

Le troisième et dernier type d'information que nous déduisons avec l'aide de modèles mathématiques est la longueur des électrodes. Ce genre de modèle est très utile, car la longueur réelle des électrodes est impossible à mesurer de par l'hostilité du procédé qui empêche l'installation de capteur dans le four. Pour débiter, plusieurs observations sont disponibles pour nous aider à poser un diagnostic concernant la longueur des électrodes à savoir la poussière relative générée par le four, le positionnement des électrodes, le déséquilibre électrique entre celles-ci et le grondage des électrodes observé. En réalisant des analyses statistiques à partir de ces différentes observations, nous sommes parvenus à développer un modèle empirique. La réponse qu'il fournit représente le nombre de pouces manquants aux électrodes pour être réputées de bonne longueur. Le modèle est représenté par l'équation suivante :

$$\Delta L_{E_i} = Ratio_{E_i} * \{ \overline{P(t)} - P_R \} * C_L$$

Dans l'équation de ce modèle, toutes les données entrantes sont des moyennes mobiles pondérées sur une période de 10 heures. La variable $\overline{P(t)}$ représente les poussières en fonction du temps et est constituée, à partir de données historiques, de moyennes mobiles pondérées sur les 10 heures précédant le diagnostic. Cela permet à la fois de considérer le passé tout en restant d'actualité. Ensuite, la variable C_L représente un coefficient de longueur qui est le rapport entre le manque de longueur des électrodes et la quantité de poussières émise. Finalement, la variable P_R représente la quantité de poussières de référence choisie. Elle est constituée de la valeur moyenne minimale historique obtenue au cours d'une période de production de 4 mois combinant tout type de métal coulé. Quant à elle, tout dépendant de la position moyenne mobile pondérée de l'électrode E_i , la variable $Ratio_{E_i}$ prendra l'une des formes ci-dessous. Notons que le changement de signe est possible à travers toutes les variables, ce qui permet de détecter des électrodes longues. Dans les équations qui suivent, les dénominateurs sont des paramètres de modélisation choisis rigoureusement par les experts de l'usine où le système est utilisé (voir la figure 38 du chapitre 6 pour plus de détails).

Si la position moyenne mobile pondérée de l'électrode E_i est supérieure à 40 cm :

$$Ratio_{E_i} = \frac{1}{4} \left\langle \frac{V_{max} - \overline{Position_{E_i}}}{D_{position}} + \frac{\overline{P_{E_i}} - \overline{P_{Mediane}}}{D_{puiss}} + \frac{\overline{CL_{E_i}} - \overline{CL_{theo}}}{D_{CL}} + \frac{\overline{G_{E_i}} - 1}{G_{max}} \right\rangle$$

Si la position moyenne mobile pondérée de l'électrode E_i est inférieure à 30 cm :

$$Ratio_{E_i} = \frac{1}{4} \left\langle \frac{\overline{Position_{E_i}} - V_{moy}}{D_{position}} + \frac{\overline{P_{E_i}} - \overline{P_{Mediane}}}{D_{puiss}} + \frac{\overline{CL_{E_i}} - \overline{CL_{theo}}}{D_{CL}} + \frac{\overline{G_{E_i}} - 1}{G_{max}} \right\rangle$$

Sinon :

$$Ratio_{E_i} = \frac{1}{4} \left(V_{min} + \frac{\overline{P_{E_i}} - \overline{P_{Mediane}}}{D_{puiss}} + \frac{\overline{CL} - \overline{CL}}{D_{CL}} + \frac{\overline{G_{E_i}} - 1}{G_{max}} \right)$$

Dans les équations, les variables CL représentent des valeurs de carbone libre, les variables V_{max} , V_{moy} et V_{min} représentent des valeurs maximales, moyennes et minimales qui ne peuvent être divulguées dans cet ouvrage pour des raisons de confidentialité. Ensuite, les variables D représentent des constantes situées au dénominateur et les variables G sont des variables représentant des valeurs de grondage. Ces dernières ne peuvent également être divulguées dans ce mémoire.

Nous venons de voir des modèles mathématiques qui ont été développés et qui permettent d'effectuer un diagnostic sur l'état du procédé dans un four à arc. Nous avons des modèles permettant de détecter s'il y a accumulation de métal dans le four, si le mélange a un besoin en carbone ou non et finalement, d'estimer la longueur des électrodes. Ces modèles seront utilisés par le système expert présenté dans le chapitre suivant, Nous verrons qu'ils permettent, en les combinant avec l'expertise du système, d'effectuer un diagnostic de l'état du procédé dans un four à arc.

CHAPITRE 6

MISE EN ŒUVRE ET EXPÉRIMENTATION

6.1 INTRODUCTION DE L'ENTREPRISE ELKEM MÉTAL

La mise en œuvre du système expert a lieu à l'usine d'Elkem Métal Canada située dans l'arrondissement Chicoutimi de la ville de Saguenay. La compagnie appartenant au groupe Bluestar se spécialise dans la production de silicium, d'alliages spéciaux destinés aux fonderies, de microsilice et de charbon et elle est présente dans le domaine solaire.

L'installation de Chicoutimi permet de produire du ferrosilicium à l'aide d'un four à arc composé de 3 électrodes de type Söderberg. Leur procédé est très similaire à celui décrit dans le chapitre 2. Le mélange utilisé afin d'en arriver à produire du ferrosilicium est principalement composé de morceaux de quartz de tailles variables, de ferraille, de charbon et de copeaux de bois. De plus, la production repose sur deux types de produits : le ferrosilicium à 50% ou le ferrosilicium à 75% de silicium. Ce sont les deux types standards dans l'industrie.

6.2 PROBLÉMATIQUE ET SOLUTION PROPOSÉE

Elkem Métal à Chicoutimi utilise un four à arc tel qu'il a été décrit dans les chapitres précédents. Les problèmes soulevés concernant le contrôle de procédé dans ce type de four sont bel et bien présents. Bien qu'Elkem Métal possède beaucoup d'expérience

dans la production de FeSi dans ce type de fournaise, le contrôle du procédé reste difficile et l'optimalité est difficilement atteignable. Cela se traduit par des pertes de production, avec tous les impacts financiers et environnementaux qui s'y rattachent. La situation est principalement attribuable à la complexité des phénomènes physico-chimiques inhérents au procédé et à l'impossibilité de les observer directement. De plus, le mouvement du personnel fait en sorte que des opérateurs chevronnés qui détiennent beaucoup d'expertise quittent vers la retraite et apportent avec eux cette dernière. Ils sont ensuite remplacés par de nouvelles ressources qui n'ont jamais opéré un four à arc et qui, malgré une bonne formation, ont un risque élevé de prendre de mauvaises décisions. Un système expert va permettre de récupérer et emmagasiner l'expertise des opérateurs seniors et ainsi la rendre accessible à tout le monde en tout temps. Il va être en mesure de lire différentes observations à propos du procédé dans la base de données de production de l'usine et d'effectuer des déductions grâce aux règles qui représentent l'expertise que nous lui aurons transmis et aux modèles mathématiques qui fournissent des indications sur des aspects importants du procédé. Ainsi, il pourra guider tant les opérateurs juniors que les opérateurs seniors dans leur prise de décision et ainsi améliorer le contrôle et le déroulement du procédé. Nous allons voir dans les sections suivantes la technologie utilisée pour mettre en place le système expert dans une expérimentation réelle en usine ainsi que les tests et la validation effectués.

6.3 TECHNOLOGIE UTILISÉE

Le système expert utilise l'environnement CLIPS qui lui fournit son environnement et les outils nécessaires comme le moteur d'inférence et l'interpréteur de règles. Ce dernier

a été choisi puisqu'il possède plusieurs avantages qui ont été présentés dans le chapitre précédent. Le reste de l'application a été implémenté en utilisant le langage de programmation Java. Celui-ci a permis de mettre en place des interfaces homme-machine pour afficher nos résultats et intégrer les composants du système. Le principal avantage de ce langage est sa grande portabilité c'est-à-dire qu'avec peu ou pas de modifications, il est possible d'exécuter le système expert quel que soit le système d'exploitation et l'ordinateur utilisé. Les deux environnements (CLIPS et Java) ont été mis en lien grâce à la librairie nommée CLIPSJNI (CLIPS Java Native Interface) qui permet l'utilisation des fonctionnalités du célèbre outil directement dans un programme Java et ce, tout à fait gratuitement.

6.4 MISE EN ŒUVRE DU SYSTÈME EXPERT

En tout premier lieu, il a fallu déterminer les informations qui étaient accessibles et la fréquence de lecture des données. Cela s'explique par le fait que la technologie au niveau de l'instrumentation des données varie selon l'endroit où le four à arc est utilisé. Chez Elkem Métal, nous avons accès à plusieurs données provenant de capteurs à une fréquence très rapide. De plus, nous avons accès à de l'information provenant des opérateurs. En effet, ceux-ci doivent saisir différentes observations concernant le procédé dans un système informatique comme la quantité de matières premières envoyées dans le four, les données électriques, des observations de surface ainsi que de la coulée, des résultats provenant d'analyses du métal produit, la position des électrodes, etc.

Le plus important travail dans la mise en œuvre est de relier les observations provenant de la base de données de l'usine avec notre système expert. Il est tout d'abord très important de s'assurer que les unités de mesure sont les mêmes et de procéder à une conversion si ce n'est pas le cas. Il y a donc eu un ajustement des données pour que le système réagisse correctement. Après avoir récupéré les données brutes, les modèles décrits dans la section 5.4.2 sont utilisés afin d'obtenir de l'information de plus haut niveau sur l'état du procédé (accumulation de métal, besoin en carbone, longueur des électrodes). Ceci génère de nouveaux faits sur lesquels les règles seront appliquées par le moteur d'inférence.

Une fois que nous avons pris connaissance des données qui étaient disponibles et que les ajustements nécessaires ont rendu le système fonctionnel et prêt à faire ses déductions, il a fallu développer une interface graphique qui répondait aux exigences de l'entreprise. L'interface du système qui a été déployé est présentée sur la Figure 36 ci-dessous. Elle est développée en Java en utilisant l'API swing et se divise en deux zones principales. La première zone, celle de droite, permet de choisir la date, permet de consulter/modifier les paramètres de modélisation et de démarrer le diagnostic. Tout d'abord, la partie de gauche sert de zone d'affichage et se décompose en trois parties. Chacune d'entre elles représente un élément du diagnostic soit l'accumulation de métal, le glissement des électrodes et le besoin en carbone.

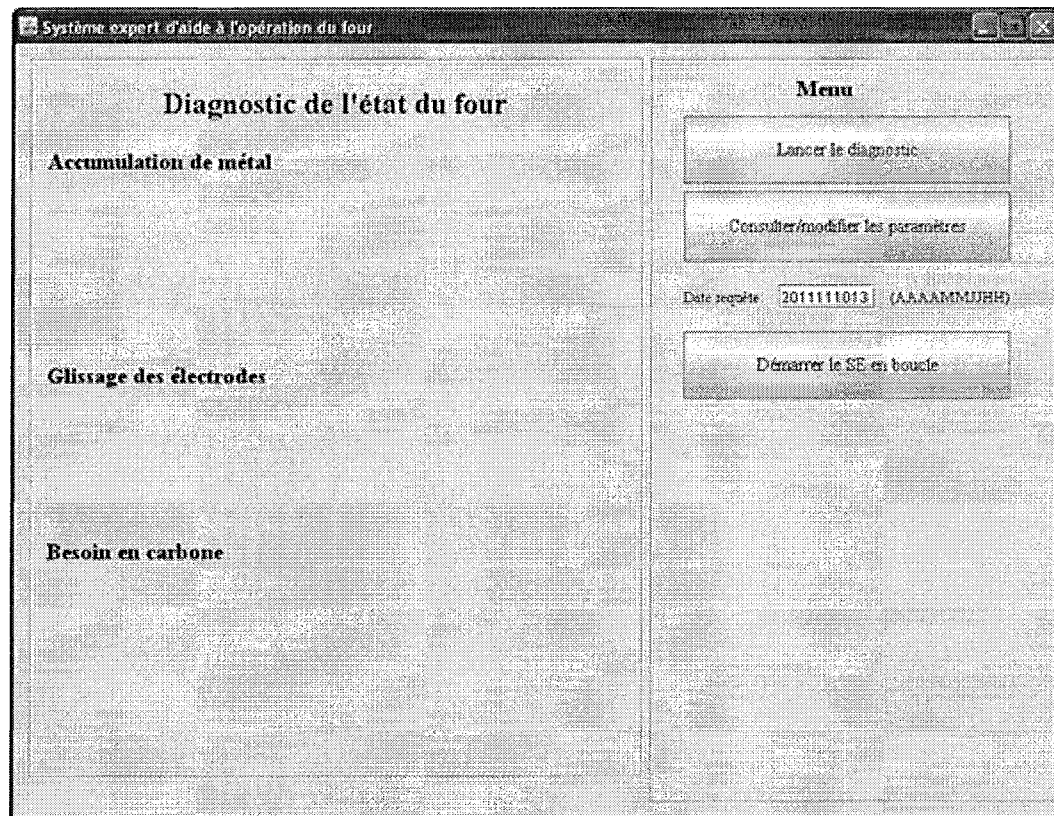
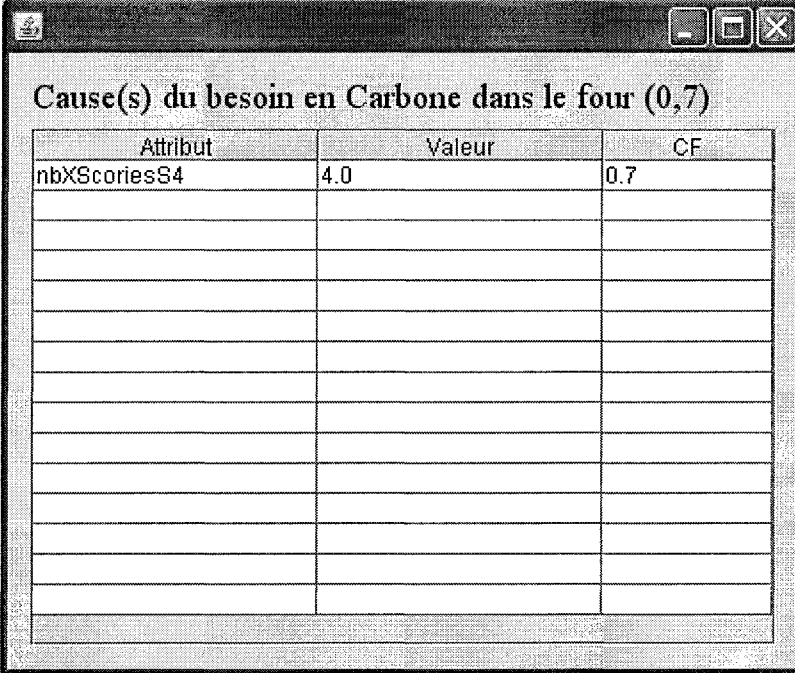


Figure 36 - Interface utilisateur du système expert

De plus, un code de couleurs a été utilisé. La couleur bleue représente l'électrode A, le vert l'électrode B, le rouge l'électrode C et le brun représente le four. Pour le glissement des électrodes et le besoin en carbone, une flèche pointant vers le haut signifie une augmentation, une flèche du bas une diminution et un tiret signifie ne rien changer. Lorsque nous cliquons sur un signal, la fenêtre présentée sur la Figure 37 s'ouvre et indique les différentes raisons qui nous ont menés à obtenir ce signal ainsi que leur facteur de confiance.



Attribut	Valeur	CF
nbXScoriesS4	4.0	0.7

Figure 37 - Fenêtre d'explications du résultat

Si nous revenons à la Figure 36, lorsque nous appuyons sur le bouton consulter/modifier les cibles, nous obtenons la fenêtre présentée sur la figure 38. Cette dernière permet de déterminer les paramètres utilisés lors de la modélisation des données. Par exemple, nous utilisons une qualification pour déterminer la longueur des électrodes qui est la suivante : « courte », « normale » et « longue ». Nous déterminons cette longueur à partir des valeurs cibles qui ont été définies via cette interface. Ainsi, ces paramètres sont facilement modifiables par l'administrateur du système. Pour des raisons de confidentialité, les valeurs utilisées ont été retirées du tableau, mais normalement, nous pourrions apercevoir les valeurs utilisées par le système dans les différentes cases.

Consultation/Modification des paramètres de modélisation

Cibles

Attribut	Valeurs	Valeurs	Valeurs
Minute_de_déclanchement			
Charte			
Prise			
13			
14			
15			
16			
Durée_de_modélisation_du_niveau_de_metal			
Attribue			
Efficacité_ciblée			
Points			
a_efficacité_théorique			
b_efficacité_théorique			
Durée_de_modélisation_de_la_longueur_des...			
Dénominateur_de_la_puissance			
Limite_position_haute			
Limite_position_basse			
Dénominateur_de_la_position_moyenne			
Dénominateur_du_carbone_libre			
Poussière_de_référence_minimale			
Ratio_(Longueur_totale_manquante/poussièr...			

Enregistrer Annuler

Figure 38 - Fenêtre de consultation/modification des paramètres de modélisation

Finalement, la Figure 39 présente concrètement un résultat que nous pourrions nous attendre à obtenir après avoir lancé un diagnostic. Nous avons saisi une date et lancé le diagnostic en appuyant sur le bouton « Lancer le diagnostic ».

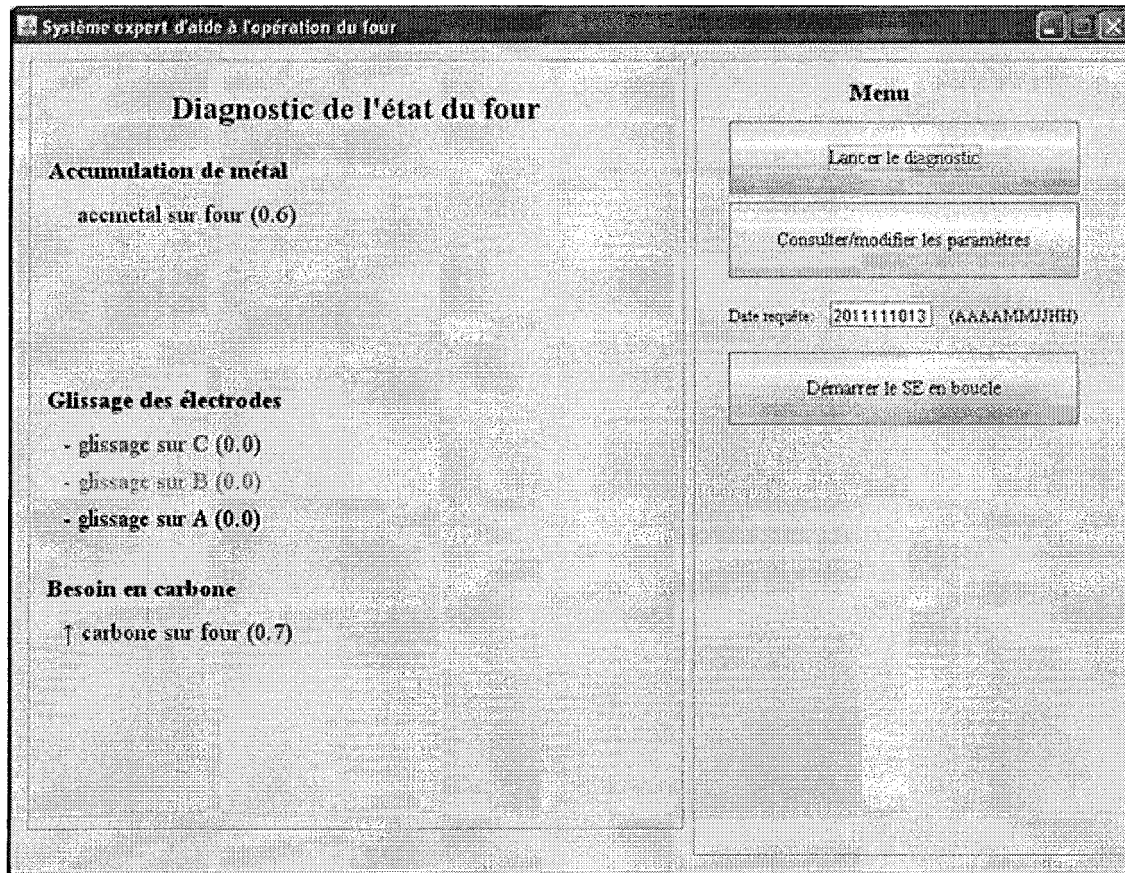


Figure 39 - Exemple du résultat obtenu lors d'un diagnostic

Selon les résultats obtenus sur la Figure 39, le système indiquerait qu'il y a de fortes chances d'avoir une accumulation de métal dans le four, de ne rien toucher quant au glissement des électrodes et finalement, qu'il y a fort probablement un besoin en carbone dans le mélange du four (ce qui implique d'augmenter le carbone).

6.5 VALIDATION DU SYSTÈME EXPERT ET DE SES COMPOSANTS

6.5.1 INTRODUCTION

La validation du système expert a eu lieu en usine où il a été possible de le confronter à la réalité à partir de données réelles du procédé. Elle consistait tout d'abord à valider les modèles mathématiques, à valider le système comportant uniquement les règles et finalement, à valider le système dans son ensemble c'est-à-dire utilisant les résultats d'inférence des règles ainsi que les résultats fournis par les modèles mathématiques. Dans cette section, nous allons présenter ces trois étapes de validation qui auront permis d'obtenir un système fiable et représentant fidèlement la réalité. Certes, nous aurions aimé présenter beaucoup plus d'information concernant les résultats et les données utilisées lors de la simulation, mais malheureusement, le contexte industriel et concurrentiel ne nous le permet pas pour des raisons de confidentialité. De plus, nous aurions aimé comparer les résultats de notre approche avec les autres approches proposées, mais les solutions présentes dans la littérature ont également une limitation au niveau de la présentation de leurs résultats (toujours pour des raisons de confidentialité). Cela explique le fait que la phase de validation a eu lieu uniquement dans une usine en comparant les résultats obtenus avec la réalité.

6.5.2 VALIDATION DES MODÈLES

Tout d'abord, puisque les premiers modèles à avoir été implémentés sont ceux qui servent à déduire s'il y a accumulation de métal dans le four, ce sont les premiers qui ont été validés. Le résultat de chaque modèle permettant de déduire s'il y a accumulation de

métal représente un taux de changement à l'heure. Il faut donc intégrer les résultats pour obtenir une représentation du niveau de métal dans le four. Les figures présentées dans le chapitre 5.4.2 (figures 30, 31, 32 et 33) portant sur les modèles présentent une somme mobile sur 3 heures en guise de démonstration, car elle présente des résultats facilement vérifiables. Cependant, le système expert intègre sur une période de temps plus grande soit de 18 heures pour mieux représenter la réalité du four.

Comme nous l'avons vu dans cette même section, un modèle amélioré servant à déduire l'accumulation de métal a été développé en résolvant quelques petites lacunes des autres modèles précédemment créés. L'analyse des comportements des deux modèles en question présentés sur les Figures 40 et 41 ci-dessous est fort pratique pour démontrer la justesse du modèle amélioré en le comparant à son prédécesseur. En effet, rappelons que la première version du modèle, présentée sur la Figure 40, utilise comme donnée de base la puissance horaire moyenne transmise par le transformateur au lieu des points. Cela provoque que nous retrouvions des fractions de métal qui sont inutilement cumulées lorsqu'il y a deux coulées dans la même heure. Dans ce cas, nous ne nous retrouvons pas avec une accumulation de métal, mais plutôt deux coulées de métal dans une même heure. La version améliorée du modèle, présentée sur la Figure 41, règle ce problème en utilisant les points totaux de la ou des coulées de l'heure.

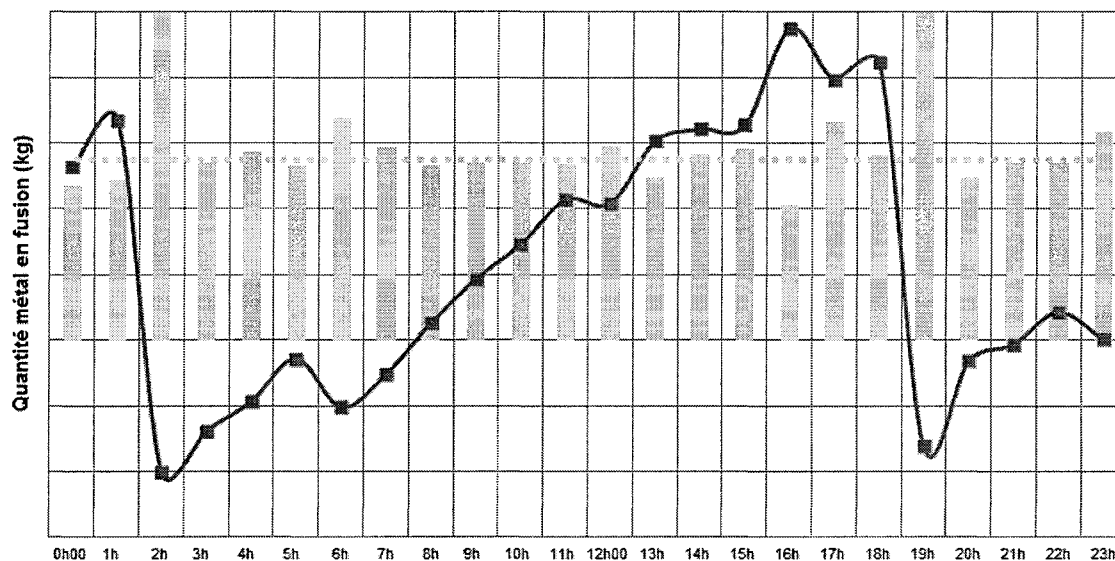


Figure 40 - 2011-11-01 – Comportement de la première version d'un modèle servant à déduire l'accumulation de métal

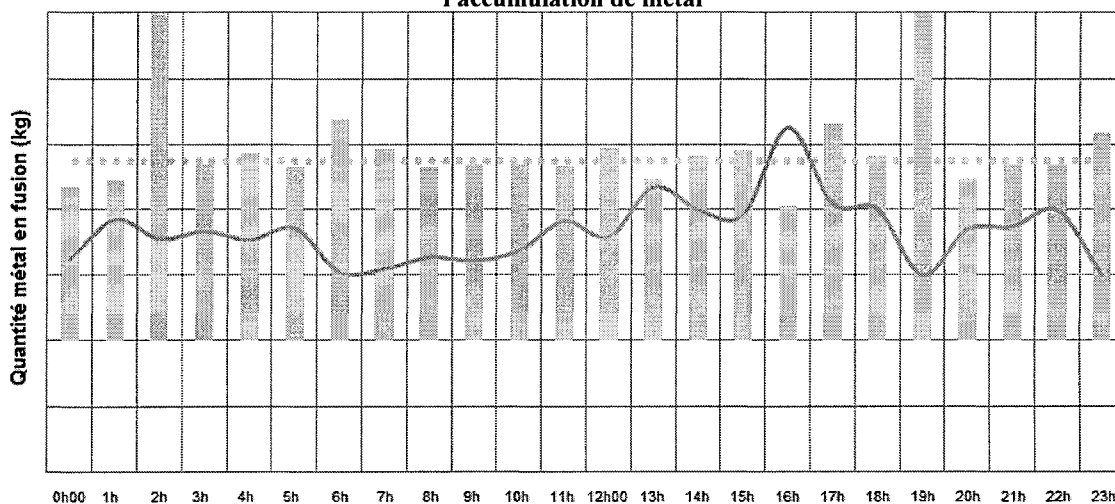


Figure 41 - 2011-11-01 – Comportement de la version améliorée d'un modèle servant à déduire l'accumulation de métal

La validation s'est déroulée sous forme de rencontres où l'équipe (développeur et experts) s'est réunie afin d'évaluer les différentes courbes d'accumulation de métal en regard avec le métal réellement coulé. La base de comparaison produite lors de la réunion s'est étalée sur 7 jours : soit le 18 novembre 2010, le 19 novembre 2010, 21 septembre

2011, le 30 septembre 2011, le 1^{er} octobre 2011, le 2 octobre 2011, le 3 octobre 2011, le 1^{er} novembre 2011 et le 22 novembre 2011. Le modèle qui a été retenu et qui est utilisé par le système expert est celui tracé en rose (que nous venons de présenter) et donne la plupart du temps le bon signal avec une tolérance d'environ 0.5 tonne.

Ensuite, nous avons procédé à la validation des modèles qui permettent de déduire le besoin en carbone dans le mélange du four ainsi que la longueur des électrodes. Cette validation s'est déroulée sur une période de douze jours où chacune des journées d'évaluation a été choisie au hasard. La caractérisation de l'échantillon de la période de validation est présentée dans le Tableau 1 ci-dessous. Pour chaque jour appartenant à l'échantillon, nous avons comparé les décisions d'opération prises lors de réunions quotidiennes aux résultats fournis par le système expert.

Table 1 - Caractérisation de l'échantillon

Nombre de jours à l'étude	12
Nombre de jours de production de FeSi à 75%	10
Nombre de jours de production de FeSi à 50%	1
Nombre de jours en effectuant un transfert de la production de FeSi à 50%	1

Autant les observations soulevées par les experts du four que les décisions d'opération entreprises ont été mises sur papier dans un premier temps et ce n'est qu'après que la consultation des résultats du système expert a été faite. Cela a permis de ne pas biaiser l'analyse des experts. L'analyse des données recueillies visait donc à statuer sur la

validité des modèles où chaque élément de diagnostic soulevé était confronté avec la réalité du four aux meilleurs nos connaissances. Le Tableau 2 présente un sommaire des résultats obtenus lors de la validation des modèles effectuée par les développeurs.

Table 2 - Tableau sommaire des résultats de validation obtenus

	Modèle et opération valides	Modèle non valide	Cas extrême
Besoin en carbone	9	1	2
Longueur électrodes	11	0	1

La première colonne du tableau représente le nombre de fois où le diagnostic fourni par les modèles ainsi que les experts était juste, c'est-à-dire que s'ils diagnostiquaient un besoin en carbone (four sous-cokéfié) par exemple, ils avaient raison. La seconde colonne présente le nombre d'occurrences où les résultats fournis par les modèles étaient erronés et finalement, la colonne tierce présente le nombre de fois où nous nous retrouvions avec des cas extrêmes qui sortent de la zone d'opération considérée comme étant normale. En analysant les résultats obtenus, nous nous apercevons que les modèles sont convaincants et représentent la réalité dans la majorité des cas. Les résultats sont présentés en détail sous forme quotidienne détaillée dans un rapport interne destiné à l'entreprise. Ce rapport détaillé doit demeurer confidentiel puisqu'il contient des données appartenant à celle-ci.

Pour effectuer la validation du modèle permettant de déduire le besoin en carbone, l'adéquation de la charge du four à la charte électrique a servi de référence. Malheureusement, toujours pour des raisons de confidentialité, la charte électrique ne peut

être divulguée dans ce travail. Également, d'autres indicateurs ont permis de valider le modèle comme le positionnement à la hausse d'une électrode qui permet d'estimer qu'il y a trop de charbon et le positionnement à la baisse qui signifie qu'il y a de fortes chances que le mélange manque de charbon.

Quant à elle, la validation numérique du modèle permettant d'estimer la longueur des électrodes s'est effectuée en comparant des mesures numériques pour estimer la longueur de l'électrode et effectuer une comparaison avec le résultat fourni par le modèle. Par exemple, nous savons que lorsque la réactance ainsi que la résistance d'une électrode sont basses, l'électrode est réputée longue. Il était également possible de vérifier la validité du modèle lorsque celui-ci était corroboré par les décisions d'opération prises lors des réunions d'opération. Il se pouvait que certains cas extrêmes empêchaient de valider numériquement le modèle, mais lorsque les décisions prises par rapport au glissement des électrodes (rallongement ou raccourcissement) étaient les mêmes pour deux journées consécutives, nous pouvions nous fier sur cette information pour confirmer la validité du modèle.

6.5.3 VALIDATION DES RÈGLES

La validation du système comportant uniquement les règles a permis de raffiner la base de règles et d'effectuer des ajustements au niveau des facteurs de confiance. Pour ce faire, nous avons utilisé la validité apparente, mieux connue sous le nom de « face validity » [114]. Cela signifie que nous avons choisi des données réelles provenant de dates antérieures pour voir les conclusions proposées par le système. Les résultats proposés par

ce dernier ont été comparés avec les décisions qui ont été prises par les experts et l'état du four selon le meilleur de nos connaissances. Cela a permis d'étudier le comportement du système dans une multitude de situations où nous savions qu'il s'était produit réellement un événement particulier comme un arrêt du four, une accumulation de métal, une cassure d'électrode, etc. Ainsi, nous avons pu voir si le système allait dans la même direction que les experts et si le diagnostic proposé représentait bel et bien la réalité.

Après avoir validé les modèles mathématiques ainsi que les règles, nous avons intégré le tout pour obtenir le système expert dans son état final. Nous avons par la suite pu le valider en utilisant la même technique que nous venons de présenter soit la validation apparente. Le système a été confronté à des situations et les résultats ont été comparés avec la réalité par l'équipe composée d'experts.

6.5.4 VALIDATION DU SYSTÈME ET TESTS UNITAIRES

Tout au long du développement du programme principal implémenté en Java, nous avons effectué une série de tests pour voir comment les différents composants du système réagissaient. Nous les avons confrontés à plusieurs situations dans le but de déceler les défauts de conception. Plus précisément, nous avons utilisé la méthode des tests unitaires. Celle-ci relève du génie logiciel et permet de tester les composantes d'un logiciel indépendamment. Ainsi, nous nous assurons du bon fonctionnement des méthodes ou des modules d'un système informatique. Une particularité intéressante de l'environnement Java est qu'il fournit un outil nommé JUnit qui permet de faire ce genre de tests très rapidement. Ainsi, nous nous sommes assurés que les modules développés au fur et à mesure

respectaient les spécifications fonctionnelles et qu'ils réagissaient correctement en toutes circonstances.

Finalement, l'utilisation du système par le biais de ses interfaces graphiques a été testée à maintes reprises par des utilisateurs différents qui ont été en mesure de prendre en note et communiquer les défauts trouvés. Cela a permis de déceler d'éventuels défauts et d'effectuer les corrections nécessaires afin de livrer un système étant le plus stable et exempt de défauts possible.

6.6 EXPÉRIMENTATION DU SYSTÈME EXPERT

Le système expert, en plus de fournir sa propre interface utilisateur, a été intégré à un outil existant de l'usine qui est déjà consulté par les opérateurs, ce qui en facilite la consultation et l'acceptation. Quotidiennement, les opérateurs et experts se réunissent pour discuter de l'état du procédé et des décisions qui seront prises pour corriger certains problèmes s'il y a. Or, le système est consulté par les experts lors des rencontres et son diagnostic permet de les aider dans leur prise de décisions. Cependant, puisqu'il a été très récemment implanté, son comportement est toujours à l'étude et il doit gagner la confiance des opérateurs qui l'utilisent. C'est lorsque les gens prendront l'habitude de le consulter régulièrement et qu'ils en auront confiance que nous parviendrons à utiliser son plein potentiel afin d'améliorer le contrôle de procédé du four à arc.

6.7 POINTS FORTS DU SYSTÈME EXPERT PROPOSÉ

Tout d'abord, le système possède les avantages d'utilisation d'un système expert qui sont la conservation de l'expertise dans une base de connaissance, la combinaison de l'expertise de plusieurs experts, sa disponibilité en tout temps, la capacité d'expliquer son raisonnement et l'utilisation de la représentation explicite de la connaissance. Ensuite, le système a été complètement intégré à celui d'aide à l'opération de l'usine. Même s'il n'était pas complet, il a été inséré tôt pour faciliter l'acceptation et développer l'habitude des employés à l'utiliser. Il est également en mesure de se connecter à une multitude de systèmes de gestion de bases de données. Aussi, il est possible d'ajouter de la nouvelle connaissance par le biais de nouvelles règles et de les pondérer grâce aux facteurs de confiance. Suite à cela, il peut servir d'outil de formation pour les nouveaux employés et fournit une meilleure stabilité de la production puisqu'il donnera des suggestions identiques pour un même contexte. Finalement, le système est d'un haut niveau d'abstraction ce qui lui permet d'utiliser à peu près n'importe quelle source d'information en entrée. Il peut se servir d'outils de tout genre pour se procurer cette information et construire sa base de faits sur laquelle il se basera pour effectuer les déductions.

6.8 POINTS FAIBLES DU SYSTÈME EXPERT PROPOSÉ

Le principal inconvénient du système est qu'il est en mesure de faire un diagnostic limité. En effet, il effectue un diagnostic fiable pour trois problèmes connus dans les fours à arc uniquement. Par contre, ce sont à notre avis de loin les plus importants. De plus, il sera apte à guider l'opérateur lors de l'opération normale du four, mais lorsque celui-ci se trouve dans des situations qui sortent des normes ou de l'habitude, il va perdre en fiabilité et

risquera de se tromper. C'est dans ces situations que le système expert aura un manque et ne pourra pas guider l'opérateur de façon fiable. Un autre inconvénient est qu'il ne peut apprendre par lui-même. S'il induit l'opérateur en erreur pour une situation donnée et que celle-ci se reproduit, il lui indiquera de prendre la même action. Or, une amélioration à ce niveau serait souhaitable à l'aide des techniques de l'intelligence artificielle. Finalement, si nous ne prenons pas soin de bien gérer la base de connaissance, nous pouvons vite perdre le contrôle et créer des règles redondantes ou qui se contredisent. Il est également possible que nous nous retrouvons avec un nombre important de règles et cela peut devenir très lourd à gérer, surtout avec l'utilisation de facteurs de confiance.

CHAPITRE 7

CONCLUSION

Le projet de recherche présenté dans ce mémoire amène une nouvelle solution à la problématique du contrôle de procédé dans les fours à arc décrite au premier chapitre. L'objectif principal de cette recherche était de mettre en œuvre un système intelligent apte à guider les opérateurs d'un four à arc afin d'améliorer la prise de décision de ce procédé non linéaire. Le deuxième chapitre a permis de comprendre le procédé d'électrolyse que nous retrouvons dans ce type de four et principalement celui utilisé pour la production de ferrosilicium. Également, nous avons vu l'importance de la prise de décision sur ce procédé qui doit être faite par les opérateurs. Après avoir vu les difficultés dans le contrôle de ce procédé, il a été présenté au chapitre 3 des solutions qui permettent d'améliorer le contrôle et la prise de décision, mais d'une façon très limitée en se préoccupant uniquement de sous-aspects et qui ne permet pas de conserver l'expertise des opérateurs. Nous y avons présenté des solutions qui permettent de contrôler le positionnement des électrodes comme celle de REUTER et al. [33] basée sur l'impédance électrique, celle de PARSAPOOR et al. [32] qui utilise un contrôleur basé sur un modèle non linéaire du procédé, QIANG & PENGHUA [35], GUAN & LIU [36] et WANG [37] qui ont développés des méthodes basées sur la logique floue et les réseaux de neurones, celle de GUAN & LIU [36] qui utilise des techniques à base de règles et finalement, PING et al. [38] qui ont mis au point un

contrôleur du positionnement basé sur les techniques de mode de contrôle coulissant avec la logique floue (fuzzy sliding mode control). Nous avons ensuite présenté quelques solutions qui permettent d'améliorer l'efficacité énergétique comme celle de CHIRATTANANON & GAO [40] qui propose un modèle mathématique intégrant un modèle électrique et thermique pour évaluer la performance d'un four à arc et d'autres qui portent sur le traitement des émanations gazeuses afin de déduire l'état du four. Ainsi, BEKKER et al. [41] ont développé un contrôleur permettant d'automatiser le système de contrôle des effluents gazeux qui s'échappent du four et M. Howard Goodfellow a créé le système EFSOP qui permet d'évaluer la composition des gaz [45]. Ensuite, dans un autre ordre d'idées, MESA et al. [13] ont élaboré un système intelligent qui permet d'estimer la température du métal en fusion. Celui-ci est basé sur un modèle hybride combinant logique floue réseaux de neurones. Malgré le fait que ces solutions permettent d'améliorer le contrôle de sous-systèmes du procédé, elles sont limitées uniquement leurs sous-systèmes et ne permettent pas d'améliorer le contrôle de procédé dans son ensemble ainsi que la prise de décision. Par contre, toujours dans le chapitre 3, quelques solutions qui permettent d'améliorer le contrôle du procédé dans son ensemble ont été présentées. Tout d'abord, ZARANDI & AHMADPOUR [3] ont mis au point un système multi-agents qui utilise un modèle hybride adaptatif basé sur la logique floue et les réseaux de neurones et son architecture se décompose en six agents intelligents autonomes qui correspondent à six caractéristiques importantes du procédé. Finalement, nous avons également pu voir le système iEAF qui a été développé pour le contrôle et l'optimisation des fours à arc. Il a comme objectif de combiner tous les systèmes de contrôle partiels dans un seul

environnement [15]. Il utilise le système EFSOP pour évaluer la composition des gaz, des modèles mathématiques et des modules de contrôle et d'optimisation. Après avoir survolé les solutions qui existent pour aider le contrôle de procédé dans les fours à arc, nous pouvons constater que la grande majorité d'entre elles se concentrent uniquement sur un sous-système du procédé et qu'elles n'utilisent pas la connaissance des experts du domaine pour en arriver à leurs conclusions.

Afin de répondre à la problématique et aux limitations des solutions proposées, nous avons décidé de mettre en œuvre une solution qui va améliorer le contrôle de procédé dans son ensemble, qui utilise une multitude de sources d'information en entrée et qui donne en sortie des avertissements et/ou de l'information aux opérateurs. Notre solution se rapproche de celle de [15] c'est-à-dire qu'elle intègre et utilise une multitude de sources d'information comme des modèles mathématiques et des données en temps réel. La principale différence entre les deux approches est que nous collectons et utilisons l'expertise du domaine pour en arriver à nos conclusions. De cette façon, le système proposé sert d'outil d'aide à la décision en fournissant un diagnostic à propos de l'état du procédé aux opérateurs. Ceux-ci seront en mesure de savoir s'il y a une accumulation de métal dans le four, le besoin en carbone dans le mélange ou encore connaître la longueur des électrodes. Il va donc permettre d'améliorer la prise de décision en les guidant dans ce processus. Finalement, le projet a été réalisé en suivant une méthodologie de recherche bien précise. Pour chacune des étapes, des objectifs ont été mis au point et ceux-ci sont présentés dans la section suivante.

7.1 RÉALISATION DES OBJECTIFS

Le premier objectif était de se familiariser avec le domaine des fours à arc à savoir le langage utilisé, les composantes du four et le procédé d'électrolyse. Celui-ci fût réalisé en participant à des rencontres avec des experts du domaine ainsi qu'en effectuant une revue des principaux travaux portant sur ce dernier. Cela nous a menés à découvrir l'ensemble des solutions présentées dans la section précédente.

Le second objectif consistait à déterminer la technologie et l'architecture du système. Le choix s'est arrêté sur les systèmes experts qui permettent d'emmagasiner facilement l'expertise des opérateurs et d'effectuer des déductions basées sur l'information présentée. Cela s'applique parfaitement à la problématique du contrôle de procédé dans les fours à arc puisque les opérateurs détiennent de l'expertise et l'utilisent pour prendre des décisions. Cela a amené la naissance d'un concept basé sur des règles et des données de production. Selon notre concept, les règles représentent la connaissance des experts du domaine qui a été formalisée et codifiée sous la forme CLIPS et elles utilisent les données historiques ou en temps réel en entrée. Une autre source d'information en entrée qu'elles utilisent est le résultat obtenu via des modèles mathématiques qui permettent de déduire s'il y a accumulation de métal dans le four, le besoin en carbone du mélange et la longueur des électrodes. Ainsi, nous ajoutons aux décisions basées uniquement sur l'expertise des résultats issus de modèles mathématiques obtenus via des calculs sur des données numériques du procédé. Par contre, nous savions que l'implémentation d'un tel concept n'était pas chose facile puisqu'il fallait développer des règles et des modèles

mathématiques en lien avec un domaine où il y a beaucoup d'incertitudes. Le développement de ces deux éléments était donc notre troisième objectif.

L'objectif tiers était de mettre en œuvre une base de règles et des modèles mathématiques qui sont utilisés par le système. Cet objectif était de loin le plus difficile à réaliser et à mettre en place puisque nous devons entrer dans un niveau de détails élevé et très pointu du procédé. Il a fallu plusieurs rencontres avec des experts du domaine et effectuer de la lecture à propos des concepts électriques et chimiques se trouvant dans le procédé. Ainsi, nous avons été en mesure de mettre en place une base de règles qui permettent, en utilisant des données en temps réel et des modèles mathématiques utilisant les paramètres électriques du four, de déduire s'il y a une accumulation de métal dans le four, le besoin en carbone du mélange et la longueur des électrodes. L'une des difficultés rencontrées était le manque d'uniformisation dans les façons de penser et d'agir des individus. En effet, les experts ne réagissaient pas tous de la même manière pour une situation donnée et ils avaient à l'occasion des points de vue contradictoires. Il a fallu faire des choix basés sur des consensus en leur compagnie afin de trouver la meilleure option possible face à une situation.

Le quatrième objectif avait pour but d'implémenter cette nouvelle solution dans un environnement concret. Nous avons choisi l'usine d'Elkem métal Canada située à Chicoutimi et qui opère un four à arc. Celui-ci utilise trois électrodes de type Söderberg et un procédé en continu dans le but de produire du ferrosilicium pur à 50% et 75% [26]. L'implémentation du système utilisait le langage Java et l'environnement CLIPS [17] et

était apte à se connecter à la base de données de production de l'usine afin d'avoir accès aux données du procédé en temps réel. Il exploite ces données en les combinant avec la base de règles et le résultat provenant des modèles mathématiques pour en arriver à se faire une idée de l'état interne du four et du mélange s'y trouvant.

Le cinquième et dernier objectif était de procéder à la validation du système en le confrontant à la réalité. La validation s'est déroulée en deux étapes. La première consistait à valider le système comportant uniquement les règles et les modèles mathématiques. Celle du système comportant uniquement les règles nous a permis d'effectuer un important raffinement de la base de règles et d'effectuer des ajustements au niveau des facteurs de confiance. Elle s'est déroulée en compagnie d'experts en confrontant le système expert à plusieurs situations événementielles qui s'étaient produites dans le passé comme des arrêts du four, lorsqu'il y avait accumulation de métal, des cassures d'électrode, etc. Nous avons utilisé des données historiques réelles pour analyser les résultats proposés par le système et une comparaison avec les décisions prises par les experts a eu lieu. Ainsi, nous avons analysé les résultats pour voir si le système allait dans la même direction que les experts ou pas. Normalement, puisque les règles représentent leur expertise, il devrait aller dans le même sens que ceux-ci dans la grande majorité des cas. Parallèlement à cela, nous avons effectué la validation des modèles mathématiques où douze journées de production ont été choisies de manière aléatoire. Parmi celles-ci, nous retrouvons onze journées de production de ferrosilicium à 75% de pureté et une journée de production de ferrosilicium à 50%. Pour chacune d'entre elles, nous avons assisté aux rencontres matinales qui ont eu lieu à l'usine en prenant note des décisions prises par les experts à propos du procédé. Par la suite, une

comparaison a été effectuée entre celles-ci, l'état réel du four et les conclusions que proposaient nos modèles. Les résultats obtenus ont été concluants et ont été présentés dans le chapitre 6. Pour sa part, la seconde étape consistait à valider le système expert dans son ensemble en y intégrant les modèles mathématiques. Nous avons donc effectué des tests de robustesse pour nous assurer de la stabilité et de la fiabilité de l'aspect logiciel du système ainsi que des tests fonctionnels pour nous assurer que les fonctions qui étaient prévues sont bel et bien disponibles.

7.2 REVUE DU SYSTÈME PROPOSÉ EN SOLUTION

La solution proposée à cette problématique est un système expert basé sur des techniques de l'intelligence artificielle [88]. Il emmagasine l'expertise et la rend accessible à tout le monde en tout temps et se compose d'une base de règles qui proviennent de l'expertise et de modèles mathématiques qui sont issus d'une analyse statistique mettant en relation des données numériques comme les paramètres électriques du four. En combinant ces deux éléments aux données de production, nous arrivons à déduire l'état interne de la fournaise, d'effectuer un diagnostic et d'envoyer des avertissements aux opérateurs. En effet, le système est en mesure d'indiquer s'il y a de l'accumulation de métal dans le four, un besoin en carbone ou non dans le mélange et si nous devons augmenter ou diminuer le glissement d'une ou de plusieurs électrodes. Cette solution permet également aux opérateurs de profiter de l'expertise en tout temps [50]. Lorsqu'ils sont confrontés à une situation où ils doivent prendre une décision, ils peuvent donc le consulter pour être guidés et prendre la bonne décision. Si un opérateur n'est pas certain de l'action qu'il compte entreprendre, il peut consulter le système et dans le cas où ce dernier va dans la même direction, la

probabilité de prendre une bonne décision sera augmentée. À l'inverse, si le système va dans le sens contraire, l'opérateur va être amené à se questionner et faire le choix qui lui semble le plus logique.

7.3 LIMITATIONS ET AMÉLIORATIONS POSSIBLES DANS LE FUTUR

L'élaboration d'un système expert complet qui automatise le contrôle de procédé dans un four à arc est un travail qui s'échelonne sur plusieurs années. Si le développement du système se poursuit dans le futur, il serait possible d'aller encore plus loin, car le développement et la démarche vont dans le sens de notre but ultime qui serait d'en arriver à automatiser complètement le contrôle et remplacer les opérateurs. Le système serait apte à déduire l'état du procédé à partir des observations, règles et modèles. Ainsi, il prendrait les meilleures décisions en tout temps. La première étape à franchir pour en arriver là est d'ajouter une fonctionnalité qui permet au système d'apprendre par lui-même [12]. Après avoir pris une décision, nous pouvons voir les résultats à la coulée du métal en fusion. Ainsi, nous sommes en mesure de savoir si le système a proposé la bonne décision ou non. Il faudrait réinjecter dans le système cette information pour que ce dernier puisse apprendre et être meilleur dans le futur. Cela lui permettrait, après un temps de rodage, de prendre la meilleure décision possible pour à peu près toutes les situations. Ainsi, il deviendrait meilleur que n'importe quel opérateur et pourrait contrôler un four à arc mieux que quiconque.

7.4 EN TERMINANT

Pour conclure, l'ensemble des objectifs fixés au départ et qui ont été énumérés dans cette conclusion ont été atteints. L'atteinte de ces objectifs n'aurait pas été possible sans la précieuse et étroite collaboration d'Elkem métal Canada et de ses employés qui ont offert un support continu. Je suis très content et très satisfait du résultat obtenu et du fait que le système expert proposé dans cet ouvrage soit consulté pour l'opération courante de l'usine située à Chicoutimi.

LISTE DE RÉFÉRENCES

- [1] M. GALLO, *et al.*, "An integrated approach to develop a simulation model in manufacturing processes," *International journal of systems applications, engineering & development*, vol. 1, 2007.
- [2] P. D. CHRISTOFIDES and N. H. EL-FARRA, *Control of nonlinear and hybrid process systems*: Springer, 2005.
- [3] M. H. F. ZARANDI and P. AHMADPOUR, "Fuzzy agent-based expert system for steel making process," *Expert Systems with Applications*, vol. 36, pp. 9539-9547, 2009.
- [4] Z. K. NAGY, *et al.*, "Real-Time Implementation of Nonlinear Model Predictive Control of Batch Processes in an Industrial Framework," in *Assessment and Future Directions of Nonlinear Model Predictive Control*. vol. 358, Springer-Verlag, Ed., ed, 2007, p. 642.
- [5] S. BOYD and C. BARRATT, *Linear controller design : limits of performance*: Prentice Hall, 1991.
- [6] D. P. ATHERTON, *Nonlinear Control Engineering: Describing Function Analysis and Design*. London: Van Nostrand Reinhold, 1975.
- [7] M. L. LUYBEN and L. W. L., *Essentials of process control*: McGraw-Hill, 1997.
- [8] K. M. HANGOS, *et al.*, *Analysis and control of nonlinear process systems*: Springer-Verlag, 2004.
- [9] D. E. SEBORG and M. A. HENSON, *Nonlinear Process Control*: Prentice Hall, 1996.
- [10] F. EDUARDO, *et al.*, "Nonlinear Model Predictive Control: An Introductory Review," in *Assessment and Future Directions of Nonlinear Model Predictive Control*. vol. 358, ed: Springer, 2007, p. 642.
- [11] F. CHERNOUSKO, *et al.*, *Control of nonlinear dynamical systems*: Springer, 2008.
- [12] S. RUSSEL and P. NORVIG, *Intelligence Artificielle*, 2006.
- [13] J. M. MESA, *et al.*, "A smart modelling for the casting temperature prediction in an electric arc furnace," *International Journal of Computer Mathematics*, vol. 86, pp. 1182-1193, 2009.
- [14] A. DAS, *et al.*, "Process control strategies for a steel making furnace using ANN with bayesian regularization and ANFIS," *Expert Systems with Applications*, vol. 37, pp. 1075-1085, 2010.
- [15] P. CLERICI, *et al.* (2008) Tenova's intelligent arc furnace 'iEAF' – Concept and technical overview. *Steel Times International*. 19-24.
- [16] B. ECKEL, *THINKING IN JAVA*: Prentice-Hall, 2002.
- [17] CLIPS. (2012). *CLIPS: A Tool for Building Expert Systems*. Available: <http://clipsrules.sourceforge.net/>
- [18] S. L. TANIMOTO, *The Elements of Artificial Intelligence Using Common LISP*: W.H. Freeman & Company, 1995.

- [19] A. M. LAW and M. G. McCOMAS, "HOW TO BUILD VALID AND CREDIBLE SIMULATION MODELS," in *Winter simulation conference*, 2001, p. 8.
- [20] R. J. FRUEHAN and U. S. S. Co., *The making shaping and treating of steel*: The AISE Steel Foundation, 1998.
- [21] B. W. BRYANT JR, "Identification, simulation and optimization of an electric arc furnace," Electrical and Computer Engineering, Thesis, The University of Iowa, 2006.
- [22] K. VAN REUSEL, *et al.*, "Electric arc furnace modelling from a "power quality" point of view," in *3rd IEEE Benelux young researchers symposium in electrical power engineering*, Ghent, Belgique, 2006.
- [23] F. TEMPLETON. (2012). *Story: Iron and steel*. Available: <http://www.TeAra.govt.nz/en/iron-and-steel/2/4>
- [24] B. BOULET, *et al.*, "Modelling and control of an electric arc furnace," in *American Control Conference*, Denver, Colorado, 2003.
- [25] H. HJARTARSON, "Waste Heat Utilization at Elkem Ferrosilicon Plant in Iceland," Faculty of Industrial Engineering, Mechanical Engineering and Computer Science, University of Iceland, Reykjavik, 2009.
- [26] A. M. VALDERHAUG, "Modelling and control of submerged-ard ferrosilicon furnaces," Department of Engineering Cybernetics, The Norwegian Institute of Technology, Trondheim, 1992.
- [27] A. SADEGHIAN and J. D. LAVERS, "Dynamic reconstruction of nonlinear v–iv–i characteristic in electric arc furnaces using adaptive neuro-fuzzy rule-based networks," *Applied Soft Computing*, vol. 11, pp. 1448-1456, 2011.
- [28] J. J. SNELL, "Improved modeling and optimal control of an electric arc furnace," Electrical and Computer Engineering, The University of Iowa, Iowa, 2010.
- [29] L. P. RATHABA, "Model fitting for electric arc furnace refining," Master of Engineering, Faculty of Engineering, the Built Environment and Information Technology, University of Pretoria, Pretoria, 2004.
- [30] T. J. ROSS, *Fuzzy Logic with Engineering Applications*: Wiley, 2004.
- [31] L. A. ZADEH, *Fuzzy Sets, Fuzzy Logic, and Fuzzy Systems: Selected Papers*: World Scientific Pub Co Inc, 1996.
- [32] A. PARSAPOOR, *et al.*, "Adaptive control of the Electric Arc Furnace electrodes using Lyapunov design," in *2007 INTERNATIONAL CONFERENCE ON CONTROL, AUTOMATION AND SYSTEMS*, Seoul, Afrique du sud, 2007, pp. 423-428.
- [33] M. A. REUTER, *et al.*, "The dynamic response of submerged-arc furnaces to electrode movement," in *8th IFAC MMM Conference*, Sun City, Afrique du sud, 1995, pp. 97-102.
- [34] R. M. MURRAY, *et al.* (1994). *A Mathematical Introduction to Robotic Manipulation*.
- [35] L. QIANG and W. PENGHUA, "Electric Arc Furnace Based on Fuzzy Neural Network Control System and MATLAB Simulation," *Applied Mechanics and Materials (Volumes 48 - 49)*, vol. Measuring Technology and Mechatronics Automation, pp. 491-495, 2011.

- [36] P. GUAN and X. LIU, "Application of Fuzzy Neural Control in the Electrode regulator system of arc furnace," in *Intelligent Control and Automation, 2006. WCICA 2006. The Sixth World Congress on Dalian*, 2006.
- [37] Y. WANG, "The Fuzzy Control of Electrode Regulator System," in *2009 International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics*, Hangzhou, Zhejiang, China, 2009.
- [38] G. PING, *et al.*, "Direct adaptive fuzzy sliding mode control of arc furnace electrode regulator system," in *21st annual international conference on Chinese control and decision conference*, 2009.
- [39] K. AKIMOTO, *et al.*, "New energy control system at Kawasaki steel's Mizushima works," in *IFAC Automation in Mining, Mineral and Metal Processing*, Buenos Aires, Argentine, 1989, p. 281.
- [40] S. CHIRATTANANON and Z. GAO, "A model for the performance evaluation of the operation of electric arc furnace " *Energy Conversion and Management*, vol. 37, pp. 161-166, 1996.
- [41] J. G. BEKKER, *et al.*, "Model predictive control of an electric arc furnace off-gas process," *Control Engineering Practice*, vol. 8, pp. 445-455, 2000.
- [42] TENOVA. (2008) Tenova NEWS. 6-7.
- [43] J. MAIOLO, *et al.*, "Developments towards an Intelligent Electric Arc Furnace at CMC Texas using Goodfellow EFSOP® Technology," May 7-10, 2007 2007.
- [44] CANMET, "Un système expert pour fours vient améliorer la fabrication de l'acier," R. n. Canada, Ed., ed. Ottawa, 2006, p. 4.
- [45] H. GOODFELLOW, *et al.*, "Process Improvements at ASW Sheerness Using Goodfellow EFSOPTM for Energy Optimization," in *57th Electric Furnace Conference*, Pittsburgh, 1999, p. 491.
- [46] E. WILSON and C. KARR, "An adaptive, intelligent control system for slag foaming," *Applied Intelligence*, vol. 20, pp. 165-177, 2004.
- [47] J. DORN, "Expert systems in the steel making industry," in *World Congress on Expert Systems*, Lisbon, Portugal, 1994, p. 9.
- [48] J. FERBER, *JACQUES FERBER : Les systèmes multi-agents : vers une intelligence collective*, 1995.
- [49] B. G. BUCHANAN and E. H. SHORTLIFFE, *Rule-Based Expert Systems: The MYCIN Experiments of the Stanford Heuristic Programming Project*: Addison-Wesley, 1984.
- [50] L. SHU-HSIEN, "Expert system methodologies and applications — a decade review from 1995 to 2004," *Expert Systems with Applications*, vol. 28, pp. 93-103, 2005.
- [51] B. G. BUCHANAN and E. A. FEIGENBAUM, "The Stanford Heuristic Programming Project: Goals and Activities," *AI Magazine*, vol. 1, pp. 25-30, 1980.
- [52] R. K. LINDSAY, *et al.*, "DENDRAL: a case study of the first expert system for scientific hypothesis formation," *Artificial Intelligence*, vol. 61, 1993.
- [53] W. R. BECRAFT, *et al.*, "Integration of neural networks and expert systems for process fault diagnosis," in *12th international joint conference on Artificial intelligence*, 1991, pp. 832-837.

- [54] G. A. EDWARDS, "Expert systems for clinical pathology reporting," *The Clinical Biochemist Reviews*, vol. 29, pp. S105-S109, 2008.
- [55] L. M.-A. VALENZUELA, *et al.*, "Expert system for integrated control and supervision of dry-end sections of paper machines," *Industry Applications, IEEE Transactions on*, vol. 40, pp. 680-691, 2004.
- [56] B. D. MAHAMAN, *et al.*, "DIARES-IPM: a diagnostic advisory rule-based expert system for integrated pest management in Solanaceous crop systems," *Agricultural Systems*, vol. 76, pp. 1119-1135, 2003.
- [57] M. D. L. SEN, *et al.*, "Basic theoretical results for expert systems. Application to the supervision of adaptation transients in planar robots," *Artificial Intelligence*, vol. 152, pp. 173-211, 2004.
- [58] J. Z. TANG and Q. F. WANG, "Online fault diagnosis and prevention expert system for dredgers," *Expert Systems with Applications: An International Journal*, vol. 34, pp. 511-521, 2008.
- [59] S. EBERSBACH and Z. PENG, "Expert system development for vibration analysis in machine condition monitoring," *Expert Systems with Applications: An International Journal*, vol. 34, pp. 291-299, 2008.
- [60] X. LIU, *et al.*, "Expert system for remnant life prediction of defected components under fatigue and creep-fatigue loadings," *Expert Systems with Applications: An International Journal*, vol. 34, pp. 222-230, 2008.
- [61] A. KELES and A. KELES, "ESTDD: Expert system for thyroid diseases diagnosis," *Expert Systems with Applications: An International Journal*, vol. 34, pp. 242-246, 2008.
- [62] S. A. OYEWOLE and J. M. HAIGHT, "Determination of optimal paths to task goals using expert system based on GOMS model " *Computers in Human Behavior*, vol. 27, pp. 823-833, 2011.
- [63] I. HATZILYGEROUDIS and J. PRENTZAS, "Integrating (rules, neural networks) and cases for knowledge representation and reasoning in expert systems," *Expert Systems with Applications*, vol. 27, pp. 63-75, 2004.
- [64] O. LOPEZ-ORTEGA, "Fractals, fuzzy logic and expert systems to assist in the construction of musical pieces," *Expert Systems with Applications: An International Journal*, vol. 39, 2012.
- [65] G. ZAHEDI, *et al.*, "Troubleshooting of crude oil desalination plant using fuzzy expert system," *Desalination*, vol. 266, pp. 162-170, 2011.
- [66] W. LU, *et al.*, "Ignitable liquid identification using gas chromatography/mass spectrometry data by projected difference resolution mapping and fuzzy rule-building expert system classification," *Forensic Science International*, vol. 220, pp. 210-218, 2012.
- [67] C. BARAL and M. GELFOND, "Logic Programming and Knowledge Representation," *Journal of Logic Programming*, vol. 19, pp. 73-148, 1994.
- [68] A. AJITH, "Rule-based Expert Systems HEURISTICS," ed: Wiley Online Library, 2005, pp. 909-919.
- [69] A. ABRAHAM, "Rule-based Expert Systems," *Computer and Information Science*, vol. 34, 2005.

- [70] M. H. HASSOUN, *Fundamentals of Artificial Neural Networks*: The MIT Press, 1995.
- [71] H. DEMUTH and M. BEALE, *Neural network toolbox for use with MATLAB: User's guide*: MathWorks, Inc (1992), 1992.
- [72] R. ROJAS, *Neural Networks: A Systematic Introduction*: Springer, 1996.
- [73] I. W. SANDBERG, *et al.*, *Nonlinear Dynamical Systems: Feedforward Neural Network Perspectives*: Wiley-Interscience, 2001.
- [74] P. J. WERBOS, "Generalization of backpropagation with application to a recurrent gas market model," *Neural Networks*, vol. 1, 1988.
- [75] D. SAMEK, "ELMAN NEURAL NETWORKS IN MODEL PREDICTIVE CONTROL," in *23rd European Conference on Modelling and Simulation*, Madrid, Spain, 2009.
- [76] R. KOKER, "Design and performance of an intelligent predictive controller for a six-degree-of-freedom robot using the Elman network," *Information Sciences*, vol. 176, pp. 1781-1799, 2006.
- [77] A. G. BORS, "Introduction of the Radial Basis Function (RBF) Networks," *OnlineSymposium for Electronics Engineers*, vol. 1, Feb. 13 2001 2001.
- [78] M. D. BUHMANN, *Radial Basis Functions: Theory and Implementations*: Cambridge University Press, 2003.
- [79] (2012). *BIODAT RESEARCH GROUP: Neural Networks*. Available: <http://bio.felk.cvut.cz/biocmsms/index.php?page=neural-networks>
- [80] W. DUCH and A. NAUD, "Multidimensional scaling and Kohonen's self-organizing maps," in *2nd Neural Networks and their Applications*, Szczyrk, Poland, 1996, pp. 138-143.
- [81] S. I. GALLANT, *Neural Network Learning and Expert Systems*: MIT Press, 1993.
- [82] T. MENZIES, "Object-Oriented Patterns: Lessons from Expert Systems," *SOFTWARE—PRACTICE AND EXPERIENCE*, vol. 1, 1997.
- [83] S. L. SCOTT, "Object-oriented knowledge representation for expert systems," *NASA Technical Documents*, pp. 186-195, 1991.
- [84] D. V. KODAVADE and S. D. APTE, "A Universal Object Oriented Expert System Frame Work for Fault Diagnosis," *International Journal of Intelligence Science*, vol. 02, pp. 63-70, 2012.
- [85] J. L. KOLODNER, "An Introduction to Case-Based Reasoning," *Artificial Intelligence*, vol. 6, pp. 3-34, 1992.
- [86] K. NIWA, *et al.*, "An experimental comparison of knowledge representation schemes," in *Readings from the AI magazine*, E. Robert, Ed., ed: American Association for Artificial Intelligence, 1988, pp. 384-391.
- [87] R. STUDER, *et al.*, "Knowledge engineering: Principles and methods," *Data & Knowledge Engineering*, vol. 25, pp. 161-197, 1998.
- [88] R. J. SCHALKOFF, *Intelligent systems: principles, paradigms and pragmatics*: Jones and Bartlett Publishers, 2011.
- [89] CLIPS'94, "Third Conference on CLIPS Proceedings," Lyndon B. Johnson Space Center, 1994.

- [90] I. WATSON, *Applying Case-Based Reasoning: Techniques for Enterprise Systems*: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1997.
- [91] M. STRAUSS, "JESS: The Java Expert System Shell," 2007.
- [92] O. CHIKVINA. (2011). *JBoss Developer Studio 4.0 Drools Tools Reference Guide*.
- [93] P. N. GRAY and X. GRAY, "A Map-Based Expert-Friendly Shell," in *16th Annual Conference on Legal Knowledge and Information Systems.*, Amsterdam, 2003.
- [94] J. W. GRZYMALA-BUSSE, *Managing uncertainty in expert systems*. Norwell, MA, USA: KLUWER ACADEMIC PUBLISHERS, 1991.
- [95] I. BEN-GAL, "Bayesian Networks," in *Encyclopedia of Statistics in Quality & Reliability*, W. Sons, Ed., ed, 2007.
- [96] J. PEARL and S. RUSSELL, *Bayesian Networks*, 2 ed.: MIT Press, 2003.
- [97] B. BOUCHARD, "Un modèle de reconnaissance de plans pour les personnes atteintes de la maladie d'Alzheimer basée sur la théorie des treillis et sur un modèle d'action en logique de description," Thèse, Département d'informatique, Université de Sherbrooke, 2006.
- [98] A. BONNEMAY and F. TERRIER, "Logique multivalente pour systèmes de diagnostic et application à la logique ternaire," in *International Conférence IPMU*, Paris, 1987.
- [99] D. BECCHIO, "Logique trivalente de Lukasiewicz," *Annales de la Faculté des sciences de l'Université de Clermont. Série Mathématiques*, vol. 66, 1978.
- [100] D. CIUCCI and D. DUBOIS, "Logiques tri-valuées de l'information incomplète et logique épistémique," in *IAF*, Toulouse, 2012.
- [101] L. FRÉCON and O. KAZAR, *Manuel d'intelligence artificielle*, 2009.
- [102] N. J. NILSSON, "Probabilistic Logic," *Artificial Intelligence*, vol. 28, 1986.
- [103] D. DUBOIS, *Fuzzy Sets and Systems : Theory and Applications*: Academic Press, 1980.
- [104] D. DUBOIS, "Possibility Theory and Statistical Reasoning," *Computational Statistics & Data Analysis*, vol. 51, 2006.
- [105] W. W. L. CHEUNG, *et al.*, "A fuzzy logic expert system for estimating the intrinsic extinction vulnerabilities of seamount fishes to fishing," *Seamounts: Biodiversity and Fisheries*, vol. 12, 2004.
- [106] J. MASON, *et al.*, "Appreciating Mathematical Structure for All," *Mathematics Education Research*, vol. 21, 2009.
- [107] R. HAENNI, *et al.*, *Probabilistic Logics and Probabilistic Networks*: Springer, 2010.
- [108] D. DUBOIS and H. PRADE, "Possibilistic logic, preferential models, non-monotonicity and related issues," in *12th international joint conference on Artificial intelligence (IJCAI'91)*, 1991.
- [109] D. HECKERMAN and E. SHORTLIFFE, "From Certainty Factors to Belief Networks," *Artificial Intelligence in Medecine*, vol. 4, 1992.
- [110] D. HECKERMAN, "The Certainty-Factor Model," in *Encyclopedia of Artificial Intelligence*, S. SHAPIRO, Ed., ed. New-York: Wiley, 1992, p. 24.
- [111] B. SHNEIDERMAN, *Designing the User Interface: Strategies for Effective Human-Computer Interaction*: Addison-Wesley, 2004.

- [112] K. SCHWABER, *Agile Project Management with Scrum*: Microsoft Press, 2004.
- [113] PYTHON. (2012). *DC-Furnace Technology*. Available:
<http://www.pythongroup.ca/mining-news/article/id/79>
- [114] J. KAJDASZ, "Face Validity and Decision Aid Neglect," Psychology, The Ohio State University, 2010.

ANNEXE 1

Présentation de l'outil Protégé

Protégé est un outil qui permet la création d'ontologies. Il est gratuit, open-source et très portable. Il permet de créer et d'éditer des ontologies, des bases de connaissance et de les représenter sous une multitude de formats de représentation grâce à de nombreux plugins existants. Les concepts sont représentés comme étant des classes et il existe des relations hiérarchiques entre celles-ci. Elles peuvent porter le nom de sous-classe ou de super-classe dépendamment de la hiérarchie. Chaque classe possède des attributs que l'on nomme « slots ». Un avantage remarquable de cet outil est qu'il permet facilement l'importation et l'exportation d'ontologies selon différents standards comme OWL, RDF, XMK ou HTML. De plus, l'extension des fichiers permettent facilement d'importer l'ontologie dans différents environnements dont CLIPS (C Language Integrated Production System) qui est un environnement qui fournit les outils de développement de système expert. La Figure 42 montre l'interface du logiciel et un aperçu de l'ontologie présentée graphiquement.

ANNEXE 2

Liste des observations utilisées par le système expert

**Veuillez noter que les données de production ont été cachées pour des raisons de confidentialité.*

(deffacts datastore

;## M==Moyenne, T==Tendance, C==Cummul, 0==donnee a l'heure la plus actuelle

;## DONNEES DU FOUR

;## DONNEES DE RECETTE

(oav (obj four) (att humiditeCT6) (val *))

(oav (obj four) (att typeProduction0) (val *))

;## DONNEES D'OPERATION A L'INTERIEUR DU FOUR

(oav (obj four) (att prise0) (val *))

(oav (obj four) (att chargeVSprise0) (val *))

(oav (obj four) (att tonnesDuesCumul12) (val *))

(oav (obj four) (att nbXTonnesDuesS10) (val *))

(oav (obj four) (att points0) (val *))

(oav (obj four) (att debalancement0) (val *))

(oav (obj four) (att poussiere0) (val *))

;## DONNEES SUR LA COULEE DU FOUR

(oav (obj four) (att efficaciteM5) (val *))

(oav (obj four) (att TMetalT4) (val *))

(oav (obj four) (att nbXScoriesS4) (val *)))

DONNEES DES ELECTRODES

ELECTRODE A

(oav (obj electrodeA) (att grondage0) (val *)))

(oav (obj electrodeA) (att gommage0) (val *)))

(oav (obj electrodeA) (att soufflet0) (val *)))

(oav (obj electrodeA) (att dureeFeux0) (val *)))

(oav (obj electrodeA) (att cassures) (val *)))

(oav (obj electrodeA) (att additionsC12) (val *)))

(oav (obj electrodeA) (att coupuresC12) (val *)))

(oav (obj electrodeA) (att BesoinC0) (val *)))

(oav (obj electrodeA) (att BesoinCM4) (val *)))

(oav (obj electrodeA) (att BesoinCT4) (val *)))

(oav (obj electrodeA) (att position0) (val *)))

(oav (obj electrodeA) (att positionM12) (val *)))

(oav (obj electrodeA) (att positionT4) (val *)))

(oav (obj electrodeA) (att puissanceReelle0) (val *)))

(oav (obj electrodeA) (att glissage0) (val *)))

(oav (obj electrodeA) (att glissageVSpuissance0) (val *)))

(oav (obj electrodeA) (att resistance0) (val *)))

(oav (obj electrodeA) (att reactance0) (val *)))

;## ELECTRODE B

(oav (obj electrodeB) (att grondage0) (val *))

(oav (obj electrodeB) (att gommage0) (val *))

(oav (obj electrodeB) (att soufflet0) (val *))

(oav (obj electrodeB) (att dureeFeux0) (val *))

(oav (obj electrodeB) (att cassures) (val *))

(oav (obj electrodeB) (att additionsC12) (val *))

(oav (obj electrodeB) (att coupuresC12) (val *))

(oav (obj electrodeB) (att BesoinC0) (val *))

(oav (obj electrodeB) (att BesoinCM4) (val *))

(oav (obj electrodeB) (att BesoinCT4) (val *))

(oav (obj electrodeB) (att position0) (val *))

(oav (obj electrodeB) (att positionM12) (val *))

(oav (obj electrodeB) (att positionT4) (val *))

(oav (obj electrodeB) (att puissanceReelle0) (val *))

(oav (obj electrodeB) (att glissage0) (val *))

(oav (obj electrodeB) (att glissageVSpuissance0) (val *))

(oav (obj electrodeB) (att resistance0) (val *))

(oav (obj electrodeB) (att reactance0) (val *))

;## ELECTRODE C

(oav (obj electrodeC) (att grondage0) (val *))

(oav (obj electrodeC) (att gommage0) (val *))

(oav (obj electrodeC) (att soufflet0) (val *))

(oav (obj electrodeC) (att dureeFeux0) (val *))

(oav (obj electrodeC) (att cassures) (val *))

(oav (obj electrodeC) (att additionsC12) (val *))

(oav (obj electrodeC) (att coupuresC12) (val *))

(oav (obj electrodeC) (att BesoinC0) (val *))

(oav (obj electrodeC) (att BesoinCM4) (val *))

(oav (obj electrodeC) (att BesoinCT4) (val *))

(oav (obj electrodeC) (att position0) (val *))

(oav (obj electrodeC) (att positionM12) (val *))

(oav (obj electrodeC) (att positionT4) (val *))

(oav (obj electrodeC) (att puissanceReelle0) (val *))

(oav (obj electrodeC) (att glissage0) (val *))

(oav (obj electrodeC) (att glissageVSpuissance0) (val *))

(oav (obj electrodeC) (att resistance0) (val *))

(oav (obj electrodeC) (att reactance0) (val *))

)

ANNEXE 3

Exemple de faits générés lors de l'inférence

**Veuillez noter que les données de production ont été cachées pour des raisons de confidentialité.*

(oavc (obj electrodeC) (att glissage) (val oui) (CF -0.55))

(trace (regle Glissage_Puissance_VS_Glissage) (obj electrodeC) (prob glissage) (att glissageVSpuissance0) (val superieure) (CF -0.55))

(trace (regle Gliss_Res) (obj electrodeB) (prob glissage) (att resistance0) (val *) (CF 0.55))

(trace (regle GlissPVSGliss) (obj electrodeB) (prob gliss) (att glissVSpuiss0) (val sup) (CF -0.55))

(oavc (obj electrodeB) (att glissage) (val oui) (CF 0.0))

(trace (regle Gliss_Res) (obj electrodeA) (prob glissage) (att resistance0) (val *) (CF 0.55))

(trace (regle GlissPVSGliss) (obj electrodeA) (prob gliss) (att glissVSpuiss0) (val sup) (CF -0.55))

(oavc (obj electrodeA) (att besoinC) (val oui) (CF -0.5))

(trace (regle Gliss_pos) (obj electrodeA) (prob glissage) (att posM12) (val haute) (CF -0.5))

(trace (regle Gliss_pos) (obj electrodeA) (prob besoinC) (att posM12) (val haute) (CF -0.5))

(oavc (obj electrodeA) (att glissage) (val oui) (CF -0.5))

(trace (regle BesoinC_Scorie) (obj four) (prob besoinC) (att nbXScoriesS4) (val *) (CF 0.7))

(oavc (obj four) (att accMetal) (val oui) (CF 0.5))

(trace (regle AccMetalFourEff) (obj four) (prob accMetal) (att type) (val *) (CF 0.0))

(trace (regle AccMetalFourEff) (obj four) (prob accMetal) (att efficaciteM5) (val *) (CF 0.5))

(trace (regle BesoinC_Hum) (obj four) (prob besoinC) (att humCT6) (val decroissante) (CF -0.2))

(oavc (obj four) (att besoinC) (val oui) (CF 0.625))

