

THESE

présentée au Laboratoire de Commande des Processus
en vue de l'obtention du titre de

Docteur d'Etat

en Automatique
par

Salah BOUHOUCHE

Magister en Automatique de l'ENP

Thème

Contribution à la Modélisation et à l'Optimisation des Processus Industriels. Applications aux Processus Sidérurgiques

Soutenue publiquement le 03 Juillet 2005 devant le jury composé de:

F.BOUDJEMA	Professeur à l'E.N.P	Président
M.S. BOUCHERIT	Professeur à l'E.N.P	Rapporteur
J.BAST	Professeur Université Technique - Freiberg/ RFA	Rapporteur
D. BOUKHETALA	Maître de conférences à l'E.N.P	Examineur
M.A DJEGHLAL	Maître de conférences à l'E.N.P	Examineur
M.MOSTEFAI	Maître de conférences Université F.Abbes - Setif	Examineur
M.LAHRECHE	Dr /Directeur Laboratoire -CERSIM-dra/ ANNABA	Invité
M.MOMAMMED TADJINE	Maître de conférences à l'E.N.P	Invité

SOMMAIRE

1 INTRODUCTION	11
1.1. Processus de production en aciérie	12
1.2. Position du problème et objectifs	16
2. MODELISATION	18
2.1. Modélisation conventionnelle	18
2.2 Identification et modélisation par les réseaux de neurones	21
2.2.1 <i>Algorithme de rétro propagation</i>	21
2.2.2 <i>Algorithme d'apprentissage</i>	24
2.3 Process control	25
2.4. Monitoring et détection de défaillance	27
2.4.1 Principe d'acquisition des données et monitoring	28
2.4.2 Principe de détection de défaillance	28
2.4.3 Principales approches	29
3. MODELLISATION DU PROCESSUS DE TRATEMENT METALLURGIQUE EN POCHE	32
3.1 Introduction	32
3.2 Description du processus	35
3.3 Modélisation et identification	37
3.3.1 <i>Modèle linéaire</i>	37
3.3.2 <i>Modèle à Réseau de Neurones</i>	38
3.4 Application	43
3.5 Résultats	47
4. SOLIDIFICATION CONTROLEE EN COULEE CONTINUE	48
4.1 Contrôle et monitoring de la solidification en lingotière	49
4.2 Analyse du phénomène de percées	50
4.2.1 <i>Processus de propagation d'une percée</i>	50

<i>4.2.2 Influence des percées sur le champ de température</i>	51
4.3. Prédiction et détection des percées	52
<i>4.3.1 Instrumentation de la lingotière et mesure des profils thermiques</i>	53
<i>4.3.2 Méthode conventionnelle</i>	55
<i>4.3.3 Modélisation par réseaux de neurones</i>	57
<i>4.3.3.1 Unité de traitement des thermocouples supérieurs</i>	57
<i>4.3.3.1.1 Modèle dynamique dans le temps</i>	57
<i>4.3.3.1.2 Modèle spatial</i>	61
<i>4.3.3.2 Unité de traitement inférieur</i>	62
<i>4.3.3.2.1 Modèle aux différences</i>	62
<i>4.3.3.2.2 Modèle spatial</i>	64
<i>4.3.4 Application</i>	65
<i>4.3.4.1 Application à la détection de percées réelles</i>	66
<i>4.3.4.2 Application à la détection des fausses alarmes</i>	75
<i>4.3.5 Analyse des résultats</i>	80
5. CONTROLE DU TRANSFERT DE CHALEUR EN ZONES	
SECONDAIRES	82
5.1 Introduction	82
5.2 Modèle simplifié de contrôle de transfert thermique	84
5.3 Mesure et analyse des données expérimentales	86
5.4 Commande conventionnelle	90
<i>5.4.1 Commande proportionnelle</i>	90
<i>5.4.2 Commande numérique proportionnelle, intégrale et dérivée (PID)</i>	92
5.5 Commande par les techniques des réseaux de neurones	97
<i>5.5.1 Structure d'identification et de commande par réseaux de neurones</i>	97
<i>5.5.2 Commande par réseau de neurones</i>	98
5.6 Résultats de simulation	101

6. DETECTION DE DEFAILLANCES ET SURVEILLANCE PAR MODELISATION DE BASES DE DONNEES	102
6.1 Surveillance des alarmes et de la qualité des brames en coulée continue	103
6.1.1 <i>Position du problème</i>	103
6.1.2 <i>Alarmes, propagation de percées et contrôle qualité</i>	104
6.1.2.1 <i>Classification</i>	104
6.1.2.2 <i>Modélisation</i>	106
6.2. Surveillance et détection de défaillance de la vitesse de coulée	108
6.2.1 <i>Position du problème</i>	108
6.2.2 <i>Analyse méthodologique et diagnostic du processus</i>	109
6.2.3 <i>Modélisation et détection des défaillances</i>	111
6.2.4 <i>Application</i>	113
6.2.5 <i>Résultats</i>	113
6.3. Modélisation et simulation des conditions de coupe en laminoir à fil et rond	
6.3.1. <i>Introduction</i>	117
6.3.2. <i>Application</i>	118
6.3.2.1. <i>Description du processus</i>	118
6.3.2.2. <i>Collecte des données</i>	118
6.3.2.3. <i>Modélisation du processus de coupe</i>	119
6.3.2.4 <i>Evaluation de la qualité de coupe</i>	120
6.3.3. <i>Simulation</i>	121
6.3.4. <i>Conclusion</i>	124
7 CONCLUSION ET PERSPECTIVES	125
8 REFERENCES	128

A ma mère "Cherifa"

A ma femme "Mounira"

A mes fils "Abir et Mohammed-Nadjib"

REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier vivement le Professeur M.S.BOUCHERIT de l'Ecole Nationale Polytechnique d'Alger (ENPA) pour avoir dirigé cette thèse depuis 1996. Mes remerciements vont aussi au Prof. Dr.-Ing habil J.Bast du département des machines de coulée et de mise en forme (HGUM) de l'Université Technique de Freiberg – Allemagne pour sa contribution et son aide à la mise en œuvre d'un ensemble d'aspects pratiques lors de l'élaboration de cette thèse.

Je voudrais aussi remercier particulièrement le Professeur F.BOUDJEMA de l'ENPA d'avoir accepté la présidence du jury. J'adresse mes remerciements aux Dr D. BOUKHETALA, Dr M.A Djeghlal et Dr M.Mohammed Tadjine Maîtres de conférences à l'E.N.P pour avoir examiné cette thèse. Mes remerciements vont aussi au Dr M.Mostefai Maître de conférences à l'université Ferhat Abbas de Setif pour avoir accepté la participation au jury. Je remercie spécialement le Dr.-Ing.habil. H.-J. Hartmann du centre de recherche et développement (Forschungs- und Qualitäts Zentrum, "FQZ" Brandenburg) – Allemagne pour avoir accepté la réalisation des essais sur la ligne de production de la coulée continue d'EKO.STAHL. Je le remercie aussi pour l'intérêt qu'il a accordé pour les travaux développés dans cette thèse.

Je suis fortement reconnaissant à mes collègues Dr. M. Lahreche et Mr. H. Meradi du département recherche Aciérie à la Direction Recherche Appliquée du Groupe SIDER annaba Algérie pour leurs encouragements. J'adresse mes remerciements et mes reconnaissances particulièrement au Dr. M. Lahreche de la DRA/SIDER pour ses conseils et encouragements qui m'ont été très utiles pour la finalisation de cette thèse.

Que mon ami M.MERADI de la DRA/SIDER trouve mes remerciements et reconnaissances pour les aides et l'appui moral qui m'a offert durant les années d'élaboration de cette thèse.

J'adresse aussi mes remerciements au Dr.-Ing.habil. H.-J. Hartmann, Dipl.-Ing. J.Gellert et Dipl.-Ing. J.Robert du centre de recherche FQZ pour leur assistance à l'installation des pyromètres en zones secondaires, à la réalisation des essais en usine d'EKO.STAHL – Allemagne et l'acquisition des données sur ordinateur de process.

J'adresse mes vifs remerciement pour les Professeurs M.S. BOUCHERIT et F.BOUDJEMA pour leur enseignements en première post graduation et pour l'importance particulier qu'ils ont accordés aux principaux travaux de cette thèse.

Que MM A.Kahit et R. Benslama trouvent mes vifs remerciements pour leur collaboration pour l'acquisition des données des différents processus en Aciérie SIDER Annaba.

Je tiens à remercier l'ensemble des travailleurs de la machine de coulée continue radiale du complexe sidérurgique (SIDER) d'Elhadjar ANNABA pour leur collaboration lors de la réalisation des différents essais.

Mes remerciements vont aussi à l'ensemble des travailleurs de la coulée continue du complexe sidérurgique d'EKO STAHL – Allemagne pour leur collaboration dans la réalisation des mesures et l'installation des pyromètres en zones secondaires.

Mes vifs remerciement à l'office Allemand des échanges universitaires « Deutscher Akademischer Austauschdienst – DAAD et au « Deutsche Gesellschaft für Technische Zusammenarbeit (GTZ) » pour leur contribution dans le financement de cette thèse

La majorité des essais ont été effectués entre 1996 et 2000 dans le cadre d'un projet de coopération Algéro - Allemande entre la DRA/SIDER Algérie, l'université technique de Freiberg Allemagne et la GTZ «Deutsche Gesellschaft für Technische Zusammenarbeit»

Information sur l'auteur



Bouhouche Salah est né le 26 Octobre 1960 à El Goufi - Collo/ Skikda, Algérie. Entre 1977 et 1980 était lycéen à Skikda/ Algérie. De 1980 à 1985 il obtient son Diplôme d'Ingénieur d'état en Automatisation de l'Institut National des Hydrocarbures et de la Chimie (INHC)–Boumerdes, Algérie. Durant la période (1986-1988) il a effectué son service militaire dans l'armée de terre Algérienne. De 1988-1991, il travaillait en qualité d'ingénieur de recherche à la direction recherche appliquée dans l'industrie sidérurgique algérienne (DRA-SIDER Group.Spa). En 1995 il obtient son Magister en Automatique de l'Ecole Nationale Polytechnique d'Alger. Depuis 1996 il est chercheur à la DRA-SIDER Group.Spa dans le domaine de l'optimisation des processus industriels par modélisation mathématique et candidat en thèse de Doctorat d'état à l'Ecole Nationale Polytechnique d'Alger

Il parle l'arabe (langue maternelle), le Français, l'Anglais et l'Allemand. Son loisir est le footing et la lecture.

L'adresse de l'auteur est :

PO BOX 196; 23300, Annaba, Algeria

E-mail:bouhouche@yahoo.fr

Tel (Privé):00 213 38 87 68 98

SYMBOLES

AND	: Fonction logique AND
$A(q^{-1})$: Polynôme en q^{-1} (sortie)
α	: Momentum
$B(q^{-1})$: Polynôme en q^{-1} (entrée)
BP	: Back Propagation (rétro propagation)
β_i, λ_i	: Coefficients du modèle de référence
$C(q^{-1})$: Polynôme en q^{-1} (perturbation)
C_{pi}	: Chaleur spécifique de la brame [Cal/ kg °C]
C_{pe}	: Chaleur spécifique de l'eau [Cal/ kg °C]
d	: Valeurs désirées
d(t)	: Valeurs désirées instantanées
Dynschell	: Modèle mathématique pour la température des brames
Δq^E	: Variations de la quantité de masse ou d'énergie
ΔT^{U-L}	: Différence des températures supérieures et inférieures [°C]
Δt	: Instants d'échantillonnage [min]
ΔW	: Variation du poids du réseau de neurones
EAF	: Four électrique
E_p	: Somme des erreurs quadratiques
e_i	: Erreur de modélisation
$e_u(t)$: Erreur de poursuite
IR	: Infra- Rouge
I(t)	: Courant du moteur
J	: Valeur du critère
K_{Ri}	: Action proportionnelle
L,h,l _i	: Caractéristiques géométriques de la machine [m]
$\lambda(t)$: Facteur d'oubli
NN	: Réseau de neurone
η	: Taux d'apprentissage
MTM	: Mould Thermal Monitoring
m_i	: Masse de la zone(i) [kg]
OR	: Fonction logique OR
PID	: Action Proportionnelle, Intégrale et Dérivée

$P(t)$: Matrice du gain
Q	: Indice de qualité
Q^{input}	: Quantité à l'entrée (masse ou énergie)
Q^{output}	: Quantité à la sortie (masse ou énergie)
q^E	: Quantité dynamique (masse ou énergie)
q^{-1}	: Opérateur retard d'une période d'échantillonnage
$q_i(t)$: Débit d'eau de la zone (i) [kg/min or l/min]
q_0	: Débit d'eau initial [kg/min or l/min]
$q_m(t)$: Flux de chaleur [Cal/min]
$r_i(t)$: Point de consigne du modèle de référence de la zone (i)
$\mathfrak{R}^{N \times 1}$: Espace réel (dimension $N \times 1$)
ρ	: Densité [kg/m ³]
SSE	: Somme des erreurs quadratiques
SPC	: Statistical Process Control
T_e	: Température d'eau [°C]
$T_i(t)$: Température de surface de la zone (i) [°C]
$T_{g_i}(t)$: Température désirée de la zone (i) [°C]
$T_0(t)$: Température de coulée [°C]
T_{Ni}	: Action intégrale
T_{Vi}	: Action dérivée
T^U	: Température supérieure de la lingotière [°C]
T^L	: Température inférieure de la lingotière [°C]
θ	: Vecteur des paramètres du modèle
$u(t)$: Entrée du processus
$u_p(t)$: Entrée prédite du processus
$v(t)$: Vitesse de coulée [m/min]
$v_c(t)$: Point de consigne pour la vitesse de coulée [m/min]
VAI	: Voest Alpine Industrial Compagny
W_{ij}^{old}	: Poids anciens du réseau de neurones
W_{ij}^{new}	: Poids nouveaux du réseau de neurones
$w(t)$: Bruit aléatoire
X	: Vecteur d'entrée du modèle
$y(t), y_p(t)$: Sortie réelle et prédite du processus

1. INTRODUCTION

L'industrie sidérurgique se caractérise généralement par des processus complexes. La matière première solide formée essentiellement de minerais de fer et de coke, subit une première transformation de phase solide - liquide au niveau du haut fourneau. La fonte liquide est alors transformée en acier dans des convertisseurs à oxygène. Aujourd'hui, il existe une deuxième voie pour obtenir directement de l'acier par fusion de la ferraille dans des fours électriques. L'acier brut subit des traitements thermochimiques appropriés en vue d'obtenir à la fin de l'opération, un acier de composition chimique et de température visés. Le processus associé à cette transformation s'appelle: Processus de traitement en poche ou processus de mise à la nuance. L'acier liquide obtenu subit une transformation liquide – solide dans les machines de coulée continue dont le but est d'obtenir un acier ayant des propriétés et une forme déterminées. Plusieurs travaux de Recherche et Développement ont été réalisés en vue d'optimiser la qualité, la productivité et les coûts de production [1-3]. Cette optimisation des processus est améliorée par l'utilisation de calculateurs et des algorithmes de commande avancée [4-8].

Plusieurs modèles mathématiques ont été ainsi développés en sidérurgie. La plupart de ces modèles utilisés jusqu'à présent sont basés particulièrement sur les techniques de modélisation conventionnelles. On utilise généralement des modèles physiques basés sur les bilans matières et les bilans d'énergie et des techniques statistiques conventionnelles tel que la corrélation ou bien la surveillance par les cartes de contrôle.

L'objectif de cette thèse est d'introduire les techniques de modélisation avancée basée particulièrement sur les techniques connexionnistes (réseaux de neurones). Notre démarche est basée essentiellement sur :

- L'analyse des techniques des réseaux de neurones et particulièrement leur technologie d'application en ligne
- L'acquisition de données et leurs analyses, tout en réservant une importance particulière au processus de coulée continue. Ce dernier est caractérisé par la transformation liquide - solide
- La modélisation des phénomènes
- L'étude comparative entre les résultats obtenus par les techniques conventionnelles et avancées

Les techniques des réseaux de neurones sont généralement recommandées pour les processus et les systèmes non linéaires. Ces techniques sont aussi recommandées pour les systèmes multivariables et fortement couplés. Les réseaux de neurones assurent aussi une modélisation intégrée des fonctions mathématiques et logiques. Dans la pratique d'optimisation, on applique un ensemble d'outils utilisant des combinaisons entre les différents modèles.

Dans cette thèse, nous considérons une nouvelle approche en appliquant des techniques connexionnistes (réseaux de neurones) à la prédiction des percées en coulée continue. L'industrie japonaise (Nippon Steel Corporation) et européenne ont particulièrement développées cette approche (V.chapitre 4).

Il est développé au chapitre 6 un système de gestion et de monitoring intégré incluant les aspects liés à la qualité et à la maintenance. Il s'agit d'intégration de modèles combinés pour le monitoring et la surveillance du fonctionnement global des processus.

1.1. Processus de production en aciérie

Dans le processus de production, il est recherché l'obtention de produit fini ou semi fini exempt de défauts avec des coûts de production minimale. Cette qualité finale dépend de la dynamique des paramètres des différents processus pendant la production [6-11].

Le schéma de la figure 1.1 définit le principe de traitement de l'acier et sa solidification en aciérie

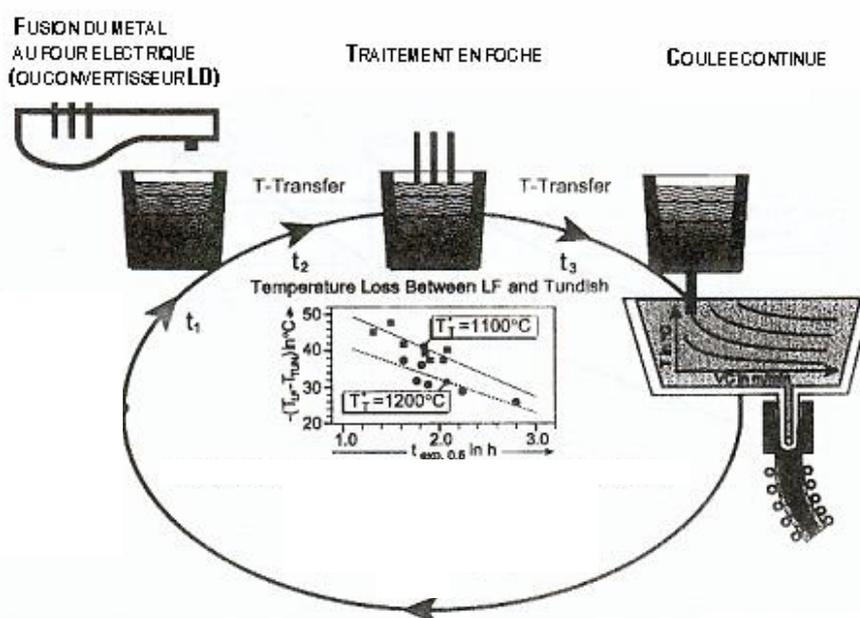


Fig.1.1 : Principe de production en aciéries

Ce processus est divisé en plusieurs parties:

- Une phase de transformation des matières premières en acier liquide qui se déroule dans un convertisseur à oxygène ou dans un four électrique
- Une phase de transfert de l'acier liquide vers une station de traitement
- Une phase de mise à la nuance pour ajuster la composition chimique et la température. Les matières premières mis en jeu sont relativement chères d'où la nécessité de réduction des ratios de consommations par une meilleure prédiction [12], cet aspect est le thème principal du chapitre 3.
- Une autre phase de transfert de l'acier affiné vers une unité de coulée continue pour sa transformation en phase solide
- Une phase de coulée continue caractérisée par une transformation fondamentale liquide - solide [12-14].

Dans cette thèse, il est considéré des applications sur les processus critiques tel que la mise à la nuance et la solidification - refroidissement. Ces deux processus sont fondamentaux, la qualité du produit fini dépend de leur maîtrise.

La figure suivante (Fig.1.2) montre le principe de commande et de monitoring d'un processus transformant les grandeurs d'entrées en grandeurs de sorties. Un système de prédiction – détection de percées sera présenté au chapitre 4. Le collage générant les percées est favorisé par la plage de variation de la température de l'acier liquide dans le répartiteur. La vitesse de coulée est ajustée en fonction des événements de coulée tels que les pertes thermiques [9, 15, 16]. Ces variations affectent le profil thermique pendant le refroidissement secondaire [9, 16, 17]. La surveillance des défauts des brames en fonction des paramètres du processus est réalisée à l'aide d'un modèle mathématique. Celle ci réduira le nombre des opérations d'inspection et de management de la qualité [18, 19, 20].

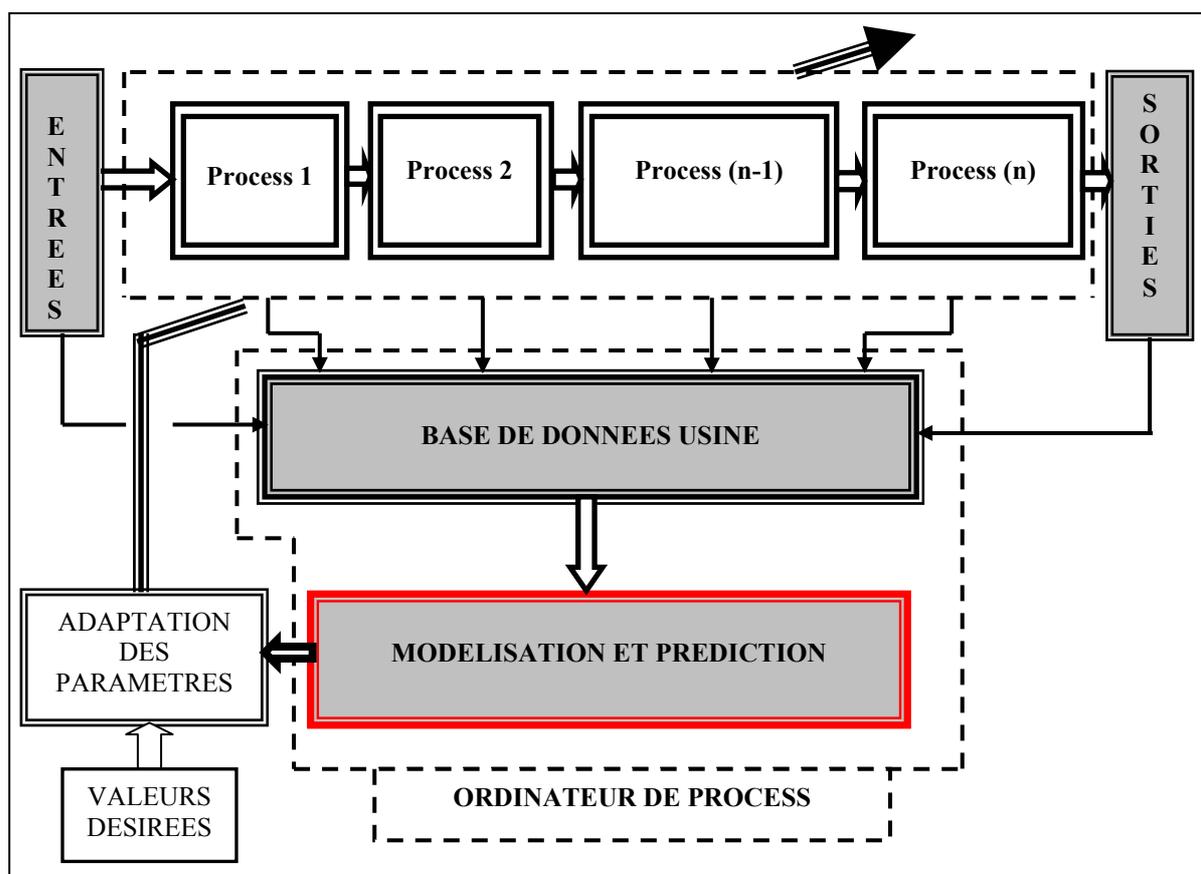


Fig.1.2: Principe de monitoring du processus

Un processus de production réalise une transformation de grandeurs d'entrée (matières premières : qualité et quantité) en une grandeur de sortie caractérisée aussi par une qualité et une quantité exigées par le client. Pour assurer un bon déroulement, le processus mobilise des ressources matérielles et humaines. Un système de production intégré est développé autour de l'optimisation de la transformation entrées-sorties, cette optimisation tient compte des aspects suivants:

- Minimisation des coûts de la transformation entrée- sortie
- Optimisation des exigences clients (qualité et productivité)

L'atteinte de ces objectifs nécessite une commande optimale des processus élémentaires constituant le système intégré. Les processus étant contrôlés par des systèmes numériques de contrôle commande tel que les ordinateurs, les DCS (Distributed Control Systems), les API (Automates Programmables Industriels) etc... La collecte des données se fait par une interconnexion des différents systèmes par un réseau permettant d'avoir une base de données usine commune. L'exploitation de cette base de données et son traitement par différentes approches constitue la clé de réussite d'un système de production intégré. Ces méthodes

intègrent des techniques de modélisation appliquées pour l'optimisation des points de consignes, la détection et la prédiction en ligne des défaillances et leur diagnostic. L'isolation des pannes est un élément important pour la productivité car elle permet un gain important dans la durée d'intervention.

D'autre part l'intégration des flux d'information relatifs au management tel que le système de management de la qualité l'ISO 9001:2000 constitue un point fort pour la maîtrise globale des processus étudiés. Pour le cas de la production en aciérie, il y a essentiellement trois processus ($n=3$).

- Processus d'obtention de l'acier liquide
- Processus de traitement (Adaptation de la composition chimique et de la température)
- Processus de coulée continue (passage du métal de l'état liquide à l'état solide)

Les processus de transfert se caractérisent généralement par des pertes thermiques proportionnelles à la durée de circulation et de manutention de la charge. Cette durée est optimisée dès la conception du processus en vue de garder des températures dans des plages acceptables. Un exemple de perte de température en coulée continue est donné par le schéma suivant (Fig.1.3).

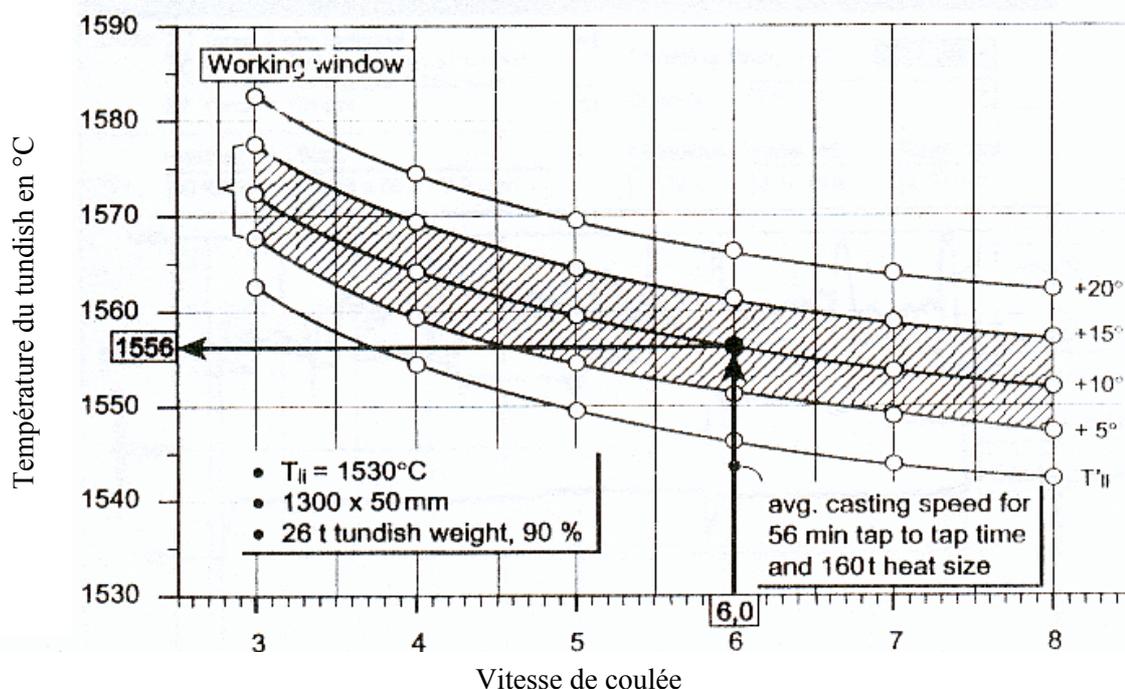


Fig.1.3: Exemple de points de fonctionnement [42]

1.2. Position du problème et objectifs

L'objectif de ce travail est la recherche d'un ensemble de techniques applicables pour l'optimisation des conditions de marche opérationnelle afin d'optimiser la qualité et diminuer les aléas de fonctionnement affectant la continuité des processus. Notre approche est basée sur le développement de modèles mathématiques et leur implémentation sur des calculateurs de conduite de processus [1, 2, 9, 14, 21-23]. Ces modèles concernent l'optimisation de la composition chimique et la température de l'acier liquide en poche, la détection – prédiction des percées en coulée continue, la stabilisation de profil thermique en secondaire et le monitoring et la surveillance des processus [24-45].

Ces modèles sont essentiellement développés par une exploitation des bases de données réelles issues de l'historique de fonctionnement. Les modèles basés sur l'analyse des processus élémentaires de transfert d'énergie et de masse sont limités à une application en off line, car le temps de calcul est long. Leur intégration dans un système utilisant les techniques de calcul parallèle en utilisant plusieurs processeurs nécessite des investissements lourds qui ne sont justifiés que dans certains cas. Il s'agit essentiellement de modèles de calcul par éléments finis.

Les modèles conventionnels basés sur les techniques statistiques ou sur l'analyse des bilans de masse et d'énergie sont limités car les processus industriels ne sont pas linéaires et affectés par des termes aléatoires. L'utilisation des techniques connexionnistes résout en partie certains aspects tel que les non linéarités des systèmes [46-50]. La dynamique des processus est modélisée par une série de neurones interconnectés entre eux et qui sont activées à des moments précis [50-64]. Après leurs développements, nous avons appliqué ces techniques pour les processus suivants :

- Pour le traitement en poche, un modèle de réseau de neurone prédit la composition chimique finale et la température de l'acier liquide en fonction des additions. Le modèle est développé et testé par des données réelles de l'aciérie électrique d'El Hadjar.
- Pour la solidification contrôlée, la détection – prédiction des percées par un modèle de réseau de neurones est réalisée sur le processus de coulée continue d'EKO Stahl Allemagne [37, 42, 65-68]. L'apprentissage et l'identification du modèle ont été effectués par l'exploitation de la base de données percée. Nous avons considéré des cas de fausses alarmes et d'alarmes réelles. L'application des modèles à réseau de neurone nous a permis de réduire le taux des fausses alarmes propres aux systèmes conventionnels utilisant les techniques du SPC

- Le refroidissement secondaire est un profil de thermique formant un système multivariable. Un profil thermique est un processus aux paramètres distribués. Chaque point est contrôlé par un débit d'eau de refroidissement. La vitesse de coulée est considérée comme une perturbation mesurable affectant tous les sorties, elle est commune à tout le profil.
- Les techniques de monitoring et de supervision ont fait l'objet d'une application en laminoir à fil et rond (LFR). Essentiellement, deux applications de la modélisation et de la détection des défaillances des systèmes ont été considérées. La première concerne la modélisation et la détection de la défaillance d'une partie du bloc de puissance d'un entraînement réglé en coulée continue. La deuxième concerne l'application de la modélisation des systèmes pour le contrôle qualité de la coupe en LFR. Cette supervision est assurée par des modèles utilisant les réseaux de neurones. Ces modèles assurent une supervision en temps réel des indices caractérisant chaque défaillance [1, 9, 15-16, 18, 24, 42, 69-74]. Il assure aussi le diagnostic en temps réel des défauts par les techniques de monitoring et de supervision [68, 73, 75-78].

2. MODELISATION

Les systèmes et les processus sont caractérisés par des interactions complexes. Leur description mathématique possède une importance particulière pour la conduite et l'optimisation [34, 44, 67, 79]. De plus, ces systèmes sont très complexes par leurs changements structurels et leurs comportements non linéaires et non stationnaires [79, 87] ce qui limite les techniques de modélisation et de commande linéaires pour atteindre des objectifs optimaux. Il sera développé dans ce chapitre les principales techniques de modélisation, d'identification et de commande des grands systèmes utilisant principalement les techniques des réseaux de neurones [87, 97]. Il y sera considéré essentiellement les techniques de modélisation et de commande non linéaires utilisant les réseaux de neurones. Les modèles mathématiques sont des outils très utiles à la conception, à la simulation et en particulier l'analyse et la synthèse des lois de commande.

2.1. Modélisation conventionnelle

La modélisation d'un système est basée sur la conservation de la masse et de l'énergie. Dans l'industrie, il s'agit d'une analyse des bilans de transfert d'énergie et de masse.

Dans le cas d'un régime stationnaire, les bilans sont définis par:

$$Q_i(t)^{input} = Q_i(t)^{Output} \quad (2.1)$$

Dans le cas du régime dynamique, les bilans sont définis par:

$$\Delta q_i^E(t) = Q_i(t)^{input} - Q_i(t)^{Output} \quad (2.2)$$

Les équations (2.1) et (2.2) sont valables pour les bilans massiques et énergétiques.

$$Q_i(t)^{input} = f_i^1(t, u_i(t), \dots, y_i(t), \dots) \quad (2.3)$$

$$Q_i(t)^{Output} = f_i^2(t, u_i(t), \dots, y_i(t), \dots) \quad (2.4)$$

$$q_i(t) = f_i^3(t, u_i(t), \dots, y_i(t), \dots) \quad (2.5)$$

t , $u_i(t)$ et $y_i(t)$ sont respectivement le temps, les entrées du processus et les sorties du processus. Il peut y avoir d'autres grandeurs caractérisant le point de fonctionnement tel que les coordonnées spatiales (géométrique) pour les processus aux paramètres distribués.

La figure 2.1 en illustre le principe.

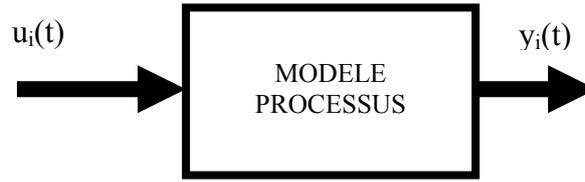


Fig.2.1 : Structure du modèle de processus

Dans le cas linéaire, ces équations seront linéarisées autour des points de fonctionnement de chaque variable ce qui engendre inévitablement des pertes en précision. L'analyse différentielle des différents bilans nous amène à obtenir un système d'équations différentielles non linéaires.

L'analyse variationnelle des différents bilans nous permet d'obtenir un système d'équations différentielles non linéaires. L'implémentation numérique est obtenue par une discrétisation des opérateurs différentiels définie par l'approximation suivante

$$\Delta q_i^E(t) \approx q_i^E(t) - q_i^E(t - \Delta t) \quad (2.6)$$

Où Δt est la période d'échantillonnage.

Après transformation, nous obtenons une forme récurrente définie par:

$$F(t, u_i(t), u_i(t - \Delta t), \dots, y_i(t), y_i(t - \Delta t), \dots) = 0 \quad (2.7)$$

Nous considérons un processus avec une entrée exogène, ce modèle est appelé « Autoregressive Moving Average with eXogenous inputs (ARMAX) ». Il est défini par les relations suivantes:

$$A(q^{-1})y(t) = B(q^{-1})u(t) + C(q^{-1})w(t) \quad (2.8)$$

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1q^{-1} + a_2q^{-2} + \dots + a_nq^{-n} \quad (2.9)$$

$$B(q^{-1}) = b_0 + b_1q^{-1} + b_2q^{-2} + \dots + b_mq^{-m} \quad (2.10)$$

$$C(q^{-1}) = c_0 + c_1q^{-1} + c_2q^{-2} + \dots + c_pq^{-p} \quad (2.11)$$

Où n , m et p sont respectivement des ordres de différentiation pour la sortie $y(t)$, l'entrée $u(t)$ et l'entrée exogène de perturbation $w(t)$. $w(t)$ est un bruit blanc gaussien de variance et moyenne connues.

L'objectif est de trouver les valeurs optimales des paramètres du processus en utilisant l'algorithme des moindres carrés. Le principe d'identification est donné par le schéma suivant (Fig. 2.2):

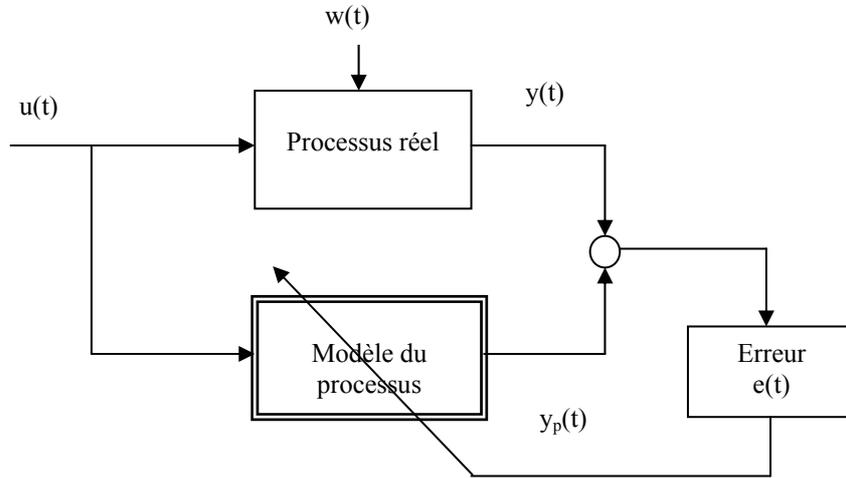


Fig.2.2 : Principe d'identification de modèle

De l'équation (2.8), la sortie du modèle peut être écrite comme:

$$y(t) = X(t)^T \theta(t-1) \quad (2.12)$$

Avec:

$$X(t) = [y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n), u(t-1), \dots, u(t-m), w(t-1), \dots, w(t-p)]^T \quad (2.13)$$

$$\theta(t) = [a_1, a_2, \dots, a_n, b_1, \dots, b_m, c_1, c_2, \dots, c_p]^T \quad (2.14)$$

L'erreur de prédiction est définie comme:

$$e(t) = y_p(t) - X(t)^T \theta(t-1) \quad (2.15)$$

L'objectif de l'identification est de trouver les paramètres du modèle minimisant la somme quadratique des erreurs $e(t)$:

$$\text{Min}(J) = \left\{ \sum_{k=0}^t \lambda^{i-1} e(k)^2 \right\} \Rightarrow \theta(t)_{\text{optimal}} \quad (2.16)$$

La forme suivante définit une forme récursive d'estimation du vecteur des paramètres

$$\theta(t) = \theta(t-1) + P(t)X(t)e(t) \quad (2.17)$$

Où:

$$P(t) = \frac{1}{\lambda(t)} \left[P(t-1) - \frac{P(t-1)X(t)X(t)^T P(t-1)}{\lambda(t) + X(t)^T P(t-1)X(t)} \right] \quad (2.18)$$

Le facteur d'oubli $\lambda(t)$ est calculé par la formule suivante:

$$\lambda(t) = \lambda_0 \lambda(t-1) + 1 - \lambda_0 \quad (2.19)$$

$$P(0) = I/\alpha, \quad \alpha \ll 1 \quad (2.20)$$

La forme récursive est donnée par:

Step1: Initialisation

- Soient: $\theta \in \mathfrak{R}^{N \times 1}$, $P \in \mathfrak{R}^{N \times N}$, $X \in \mathfrak{R}^{N \times 1}$, $I = \text{Diag}(N \times N)$, $y(0), u(0) \dots$
- $P_0 = I/\alpha$, $\alpha \ll 1$
- $\theta_0 = [0 \ 0 \ 0 \ \dots \ 0]^T$
- $\lambda_0 = 0.95$ étant une valeur optimale

Step2: Estimation récursive

- Acquisition des grandeurs entrée/sortie
- $X(t) = [y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n), u(t-1), \dots, u(t-m), w(t-1), \dots, w(t-p)]^T$
- $y(t) = X(t)^T \theta(t-1)$
- Calculer $e(t)$ Equation (2.15)
- Calculer $\theta(t)$ Equation (2.17)
- Calculer $\lambda(t)$ Equ(2.19)
- Calculer $P(t)$ Equ(2.18)
- Affectation $w(t) = e(t)$
- Si $t = t_{\max}$: Go to **step 3**
- Si non $t = t+1$ and Go to **step 2**

Step3: END

2.2 Identification et modélisation par les réseaux de neurones

2.2.1 Algorithme de rétro propagation

Nous considérons un processus gouverné par les relations non linéaires suivantes:

$$y(t) = f[y(t-1), \dots, y(t-n), u(t-1), \dots, u(t-m), w(t-1), \dots, w(t-p)] \quad (2.21)$$

Le principe de modélisation – identification est donné par la figure suivante (Fig.2.3):

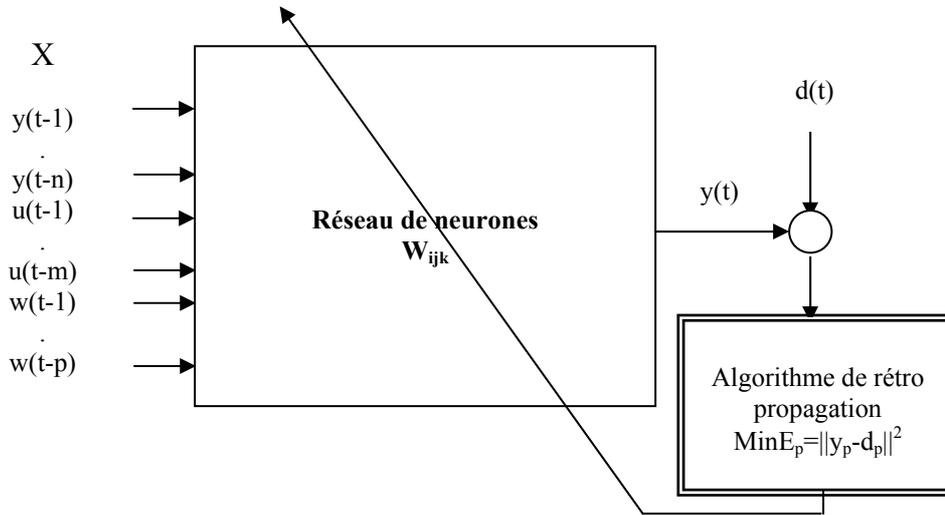


Fig. 2.3 : Principe de modélisation par les réseaux de neurones

L'algorithme de rétro propagation (BP) est développé dans différentes références [48]. Il est brièvement décrit dans ce travail. Le réseau de neurone considéré est constitué par L couches (Fig.2.4). La k^{th} couche contient N_k neurones et pour $L=k$ une 'bias' avec une fonction égale toujours à 1. Les neurones de la couche i sont interconnectés avec les neurones de la couche $i+1$. Le poids W_{ijk} est relatif à la connexion entre le neurone i de la couche k et le neurone j de la couche $k+1$. La première couche a pour entrée le vecteur X et la dernière couche forme la sortie y . La fonction d'activation z est définie comme :

$$z_{jk} = \frac{1}{1 + e^{-u_{jk}}} \quad (2.22)$$

Où

$$u_{jk} = \sum_{i=1}^{N_{k-1}+1} z_{i,k-1} W_{i,j,k-1} \quad (2.23)$$

La sortie du modèle du réseau de neurone considéré est constituée par la fonction d'activation de la dernière colonne z_L .

L'apprentissage utilise des grandeurs entrées - sorties formalisées par la paire (X_p, d_p) . L'objectif est de sélectionner les poids du réseau minimisant la somme quadratique des erreurs entre les sorties du modèles et celles du processus à modéliser (y_p, d_p) .

$$\min_W J = \sum_{p=1}^P E_p \quad (2.24)$$

Où E_p est la somme quadratique des erreurs :

$$E_p = \|y_p - d_p\|^2 \quad (2.25)$$

Lors de l'apprentissage, les poids du réseau sont initialisés par de faibles valeurs aléatoires. Les entrées X_p sont propagées dans le réseau pour obtenir à la sortie le modèle y_p . L'espace des poids du réseau est calculé par un algorithme spécifique. Dans cette partie, la méthode (GDR) Generalised Delta Rule a été développée. Cette méthode GDR est une approche utilisant la méthode du gradient de direction m_p associé au pas d'apprentissage p :

$$m_{ijk} = \delta_{j,k+1} z_{ik} \quad (2.26)$$

Où m_{ijk} est une composante du gradient associé au poids du réseau \mathbf{W}_{ijk} .

Pour la sortie de la couche L , on a:

$$\delta_{i,L} = (d_j - y_j) y_j (1 - y_j) \quad (2.27)$$

Où $1 \leq j \leq N_L$,

$$\delta_{ik} = z_{ik} (1 - z_{ik}) \sum W_{ijk} \delta_{j,k+1} \quad (2.28)$$

Où $1 < k < L - 1$ et $1 \leq i \leq N_k$

En utilisant le gradient m_p , la variation du poids du réseau pour l'itération q est définie par $\Delta_q W$, elle est calculée par la formule suivante:

$$\Delta_q W = \eta m_p + \alpha \Delta_{q-1} W \quad (2.29)$$

Dans cette expression, il y a deux constantes, η et α

η est appelé le taux d'apprentissage qui est équivalent à une largeur de pas et α qui agit comme un momentum ajustant la direction du gradient.

Pour chaque itération d'apprentissage cette procédure de calcul est appliquée jusqu'à la convergence.

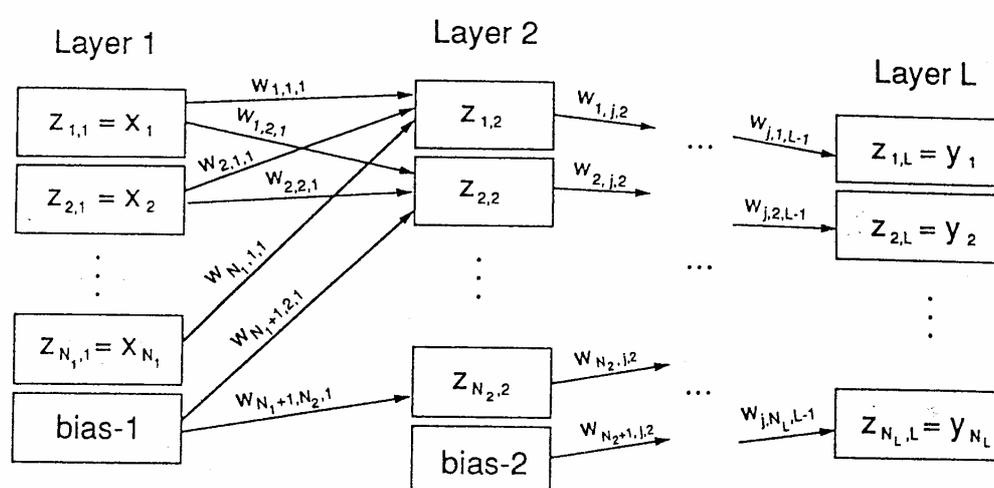


Fig.2.4 : Architecture d'un réseau de neurone

2.2.2 Algorithme d'apprentissage

Les étapes de calcul suivantes constituent l'algorithme d'apprentissage.

Step1: Initialisation des poids du réseau

Step2: Processus d'apprentissage

- Acquisition des entrées/sorties
- Calcul de la sortie du modèle équations (2.22, 2.23)
- Calcul des erreurs équations (2.26, 2.27, 2.28)
- Si $E_p \ll 1$, sauvegarder les poids et aller à step3
- Si non, adapter les poids du réseau equ (2.29) et aller au step2

step3: END

2.3 Process control

Les réseaux de neurones peuvent être utilisés pour le développement de régulateurs multi variables et non linéaires. Plusieurs techniques ont été développées dans le domaine de la commande en boucle fermée.

Soit le processus décrit par l'équation (2.21), la commande peut être calculée comme:

$$u_p(t) = f_p^{-1}[y(t+1), \dots, y(t-n+1), u(t-1), \dots, u(t-m+1), w(t), \dots, w(t-p+1)] \quad (2.30)$$

Une approche de commande spécialisée est illustrée dans la figure suivante (Fig. 2.5). Cette approche n'est qu'une forme de commande à modèle inverse [48]. Ce schéma de commande nous permet de minimiser le critère suivant :

$$J(\theta, \phi) = \frac{1}{2N} \sum_{t=1}^N [r(t) - y(t)]^2 \quad (2.31)$$

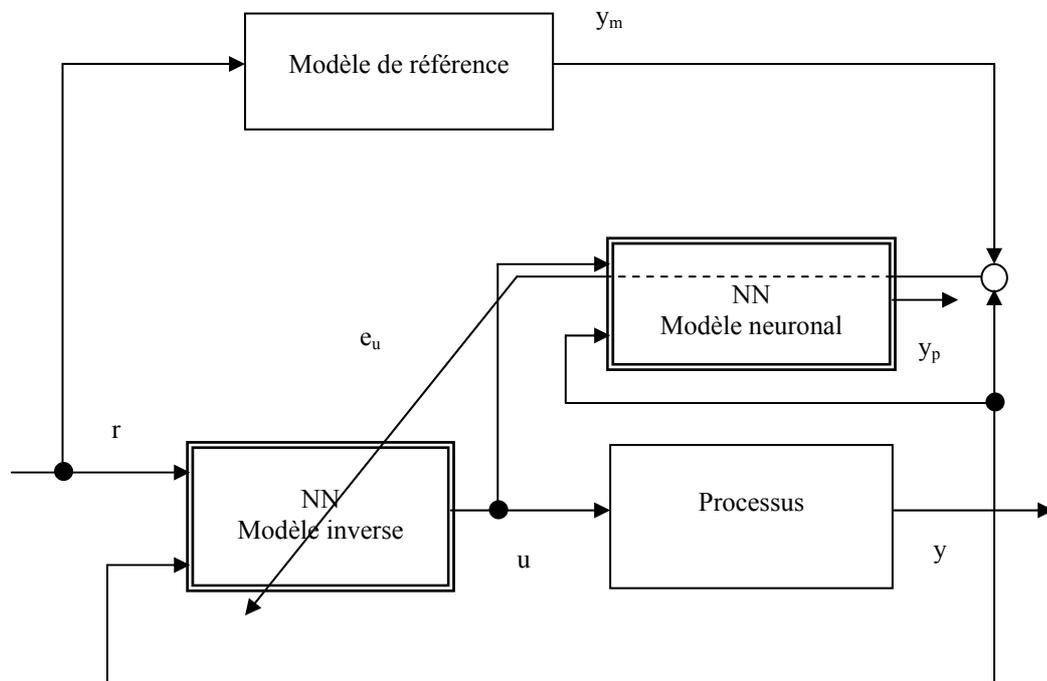


Fig.2.5 : Structure de commande par modèle inverse

En s'inspirant des méthodes itératives, le réseau de neurone est entraîné pour minimiser le critère suivant:

$$J_t(\theta, \phi(t)) = J_{t-1}(\theta, \phi(t-1)) + [r(t) - y(t)]^2 \quad (2.32)$$

Ceci représente un schéma de commande en ligne, de la même façon que les techniques du gradient, la formule obtenue est la suivante:

$$\theta(t) = \theta(t-1) - \mu \frac{de^2(t)}{d\theta} \quad (2.33)$$

Où $e(t) = y_m(t) - y(t)$, $y_m(t)$ est la grandeur de référence

$$\frac{de^2(t)}{d\theta} = - \frac{dy(t)}{d\theta} e(t) \quad (2.34)$$

Le gradient $\frac{dy(t)}{d\theta}$ peut être calculé comme suit:

$$\frac{dy(t)}{d\theta} = \frac{\partial y(t)}{\partial u(t-1)} \frac{du(t-1)}{d\theta} \quad (2.35)$$

$$= \frac{\partial y(t)}{\partial u(t-1)} \left[\frac{\partial u(t-1)}{\partial \theta} + \sum_{i=1}^n \frac{\partial u(t-1)}{\partial y(t-i)} \frac{dy(t-i)}{d\theta} + \sum_{i=2}^m \frac{\partial u(t-1)}{\partial u(t-i)} \frac{du(t-i)}{d\theta} \right] \quad (2.36)$$

Il apparaît que le Jacobien du système, $\frac{\partial y(t)}{\partial \theta}$, est nécessaire. Ceci est généralement inconnu tant que le modèle du système est inconnu. Pour résoudre ce problème, une estimation est faite, elle est :

$$\frac{\partial y(t)}{\partial u(t-1)} \cong \frac{\partial y_p(t)}{\partial u(t-1)} \quad (2.37)$$

Une forme simplifiée du schéma de commande spécialisé peut être implémenté en utilisant l'algorithme de rétro propagation. Ainsi l'erreur virtuelle est définie comme:

$$e_u(t) = \frac{\partial y_p(t)}{\partial u(t-1)} e(t) \quad (2.38)$$

La mise en oeuvre en ligne de cet algorithme est donnée par:

Step1: Acquisition des données

- Lecture des entrées/sorties du processus

Step2: Calcul de la loi de commande

- Calcul de l'erreur de poursuite
- Calcul de l'erreur virtuelle
- Mise à jour des poids par une forme récursive équation (2.29)

Step3: Aller à step1

2.4. Monitoring et détection de défaillance

L'objectif du monitoring et de la détection de défaillance est de prédire à juste temps le défaut et de le diagnostiquer puis de l'isoler. Il existe plusieurs techniques applicables au processus industriels, les plus récentes concernent la prédiction et la détection de défaillances en ligne à l'aide d'une analyse et une surveillance en continu des grandeurs clés principales caractérisant le fonctionnement optimal du processus. Une défaillance est un ensemble de déviations des caractéristiques de processus et de machines de leurs points de fonctionnement normal.

2.4.1 Principe d'acquisition des données et monitoring (Fig.2.6)

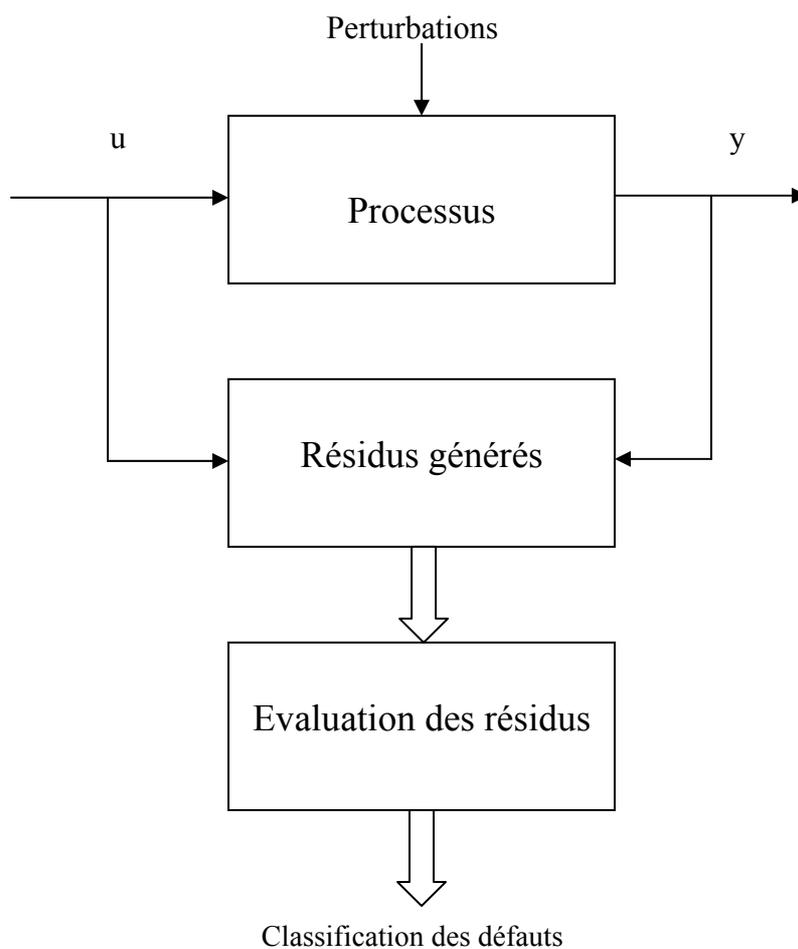


Fig.2.6 : Principe de monitoring et de diagnostic

2.4.2 Principe de détection de défaillance

La figure 2.7 définit le principe de la boucle de détection de défaillances.

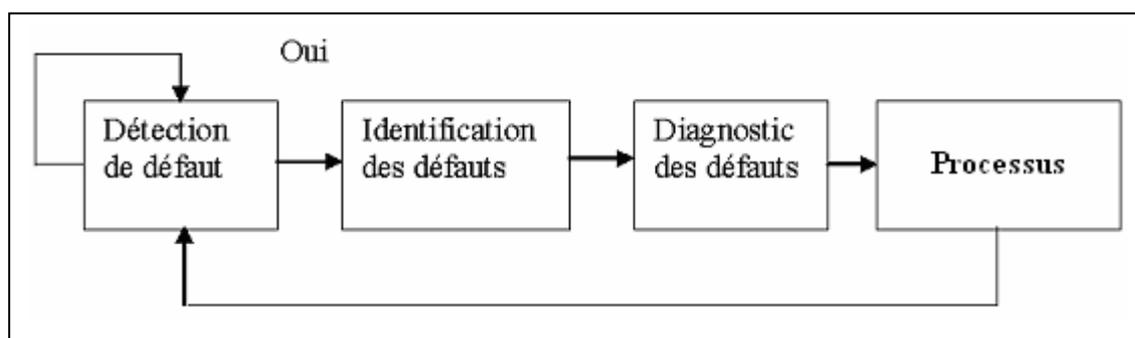


Fig.2.7 : Principe de boucle de monitoring de processus

2.4.3 Principales approches

Les principales approches de détection de défaillance se résument comme suit (Fig.2.8):

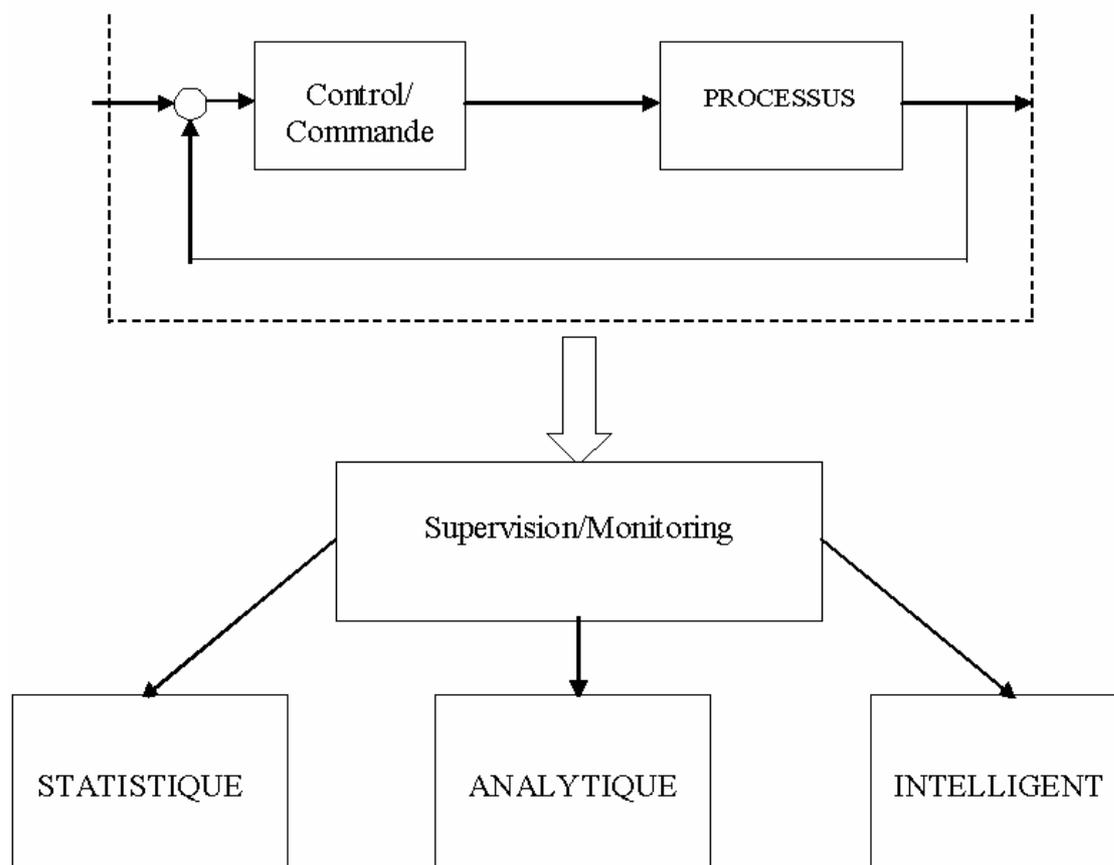


Fig.2.8 : Principes des techniques de monitoring de processus

- APPROCHE STATISTIQUE (FIG.2.9)

Un processus en fonctionnement normal génère un ensemble de données autour du point de fonctionnement, le changement des caractéristiques du processus suppose une modification de ces propriétés. L'exploitation des propriétés statistiques des données générées nous permet de détecter des éventuelles défaillances.

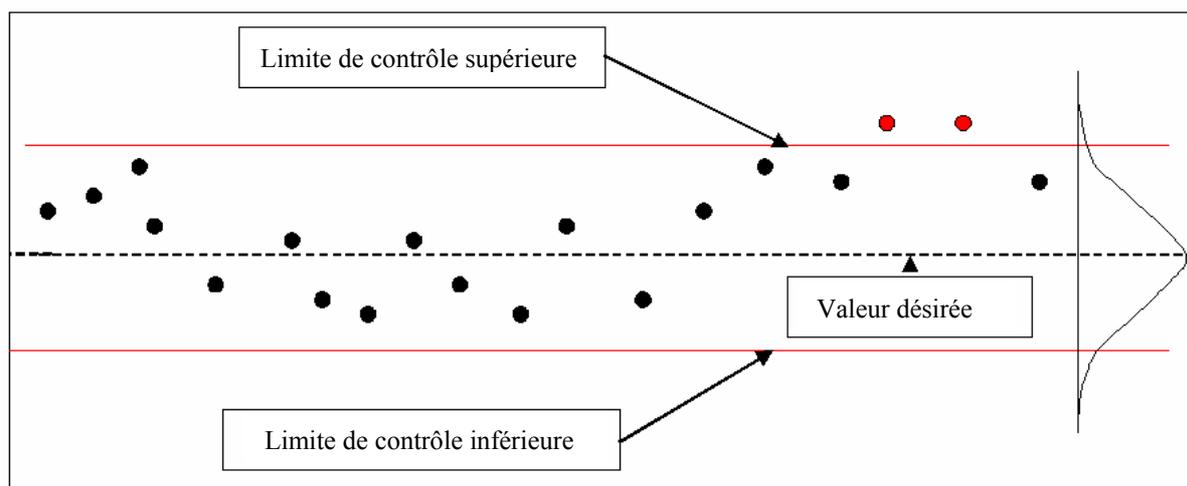


Fig.2.9 : Principe de détection de défaillance par approches statistiques

Le principe de détection de défaillance se résume par le diagramme suivant (Fig.2.10)

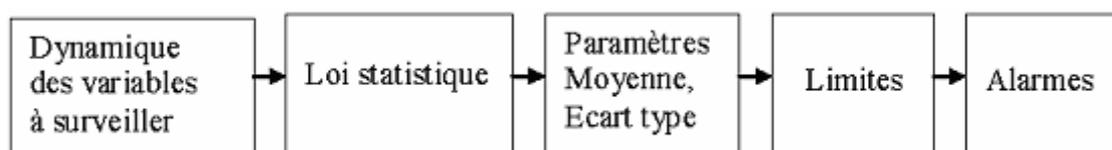


Fig.2.10 : Principe de détection de défaillances

- LES TECHNIQUES ANALYTIQUES (FIG.2.11 ET 2.12)

L'approche analytique est basée sur la surveillance de la déviation des relations fonctionnelles par rapport à leurs valeurs optimales.

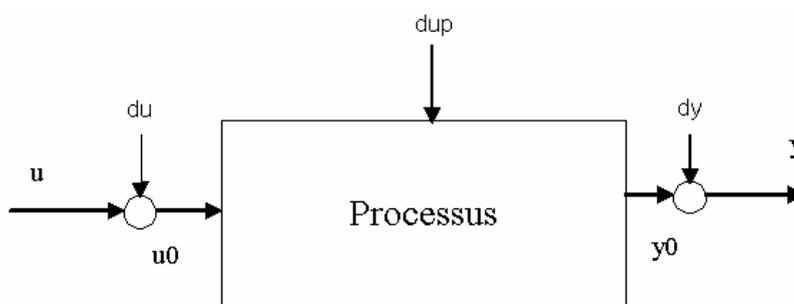


Fig.2.11 : Structure d'un modèle de processus

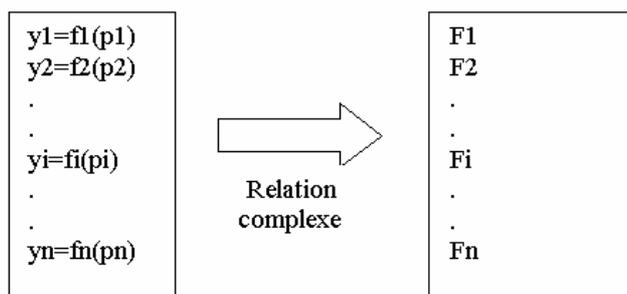


Fig.2.12 : Relation Process-défaillances

- LES TECHNIQUES AVANCEES (FIG.2.13)

L'approche intelligente est basée sur l'apprentissage des relations en utilisant plus particulièrement les méthodes connexionnistes (réseaux de neurones) pour la détection et le diagnostic des défaillances [48].

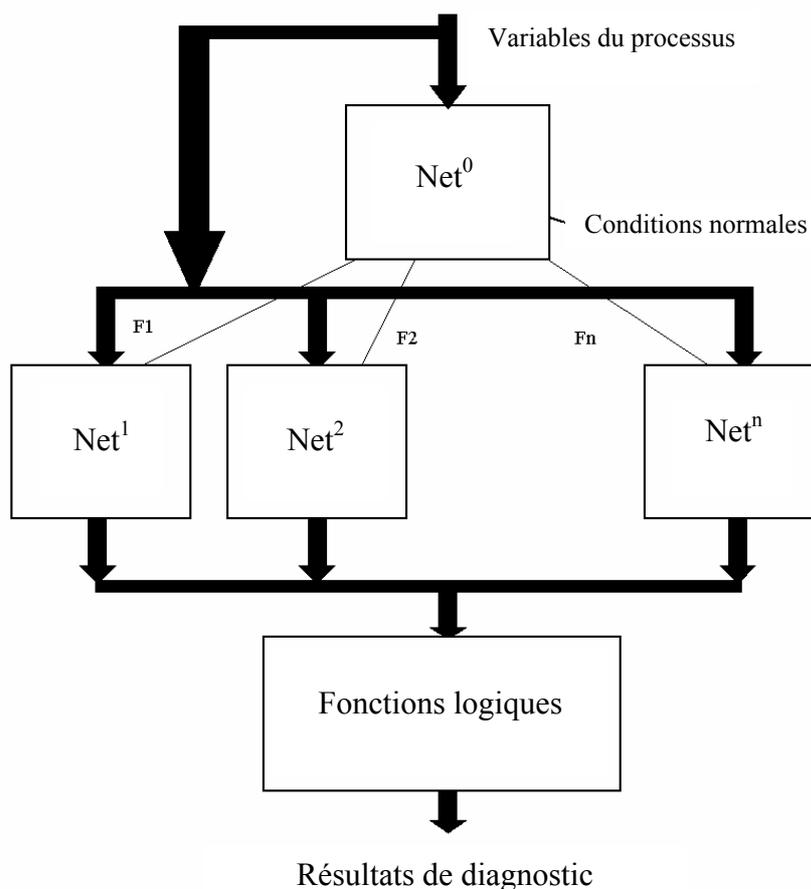


Fig.2.13 : Principe de détection et de diagnostic par approche intelligente

3. MODELLISATION DU PROCESSUS DE TRAITEMENT METALLURGIQUE EN POCHE

3.1 Introduction

Le principe de traitement métallurgique est illustré dans la figure 3.1. Après addition des composants nécessaires (éléments micro alliés,...), le métal liquide est barboté à l'Argon (P=1 bar) pour homogénéiser la composition chimique et la température. La scorie se forme alors à la surface du bain métallique.

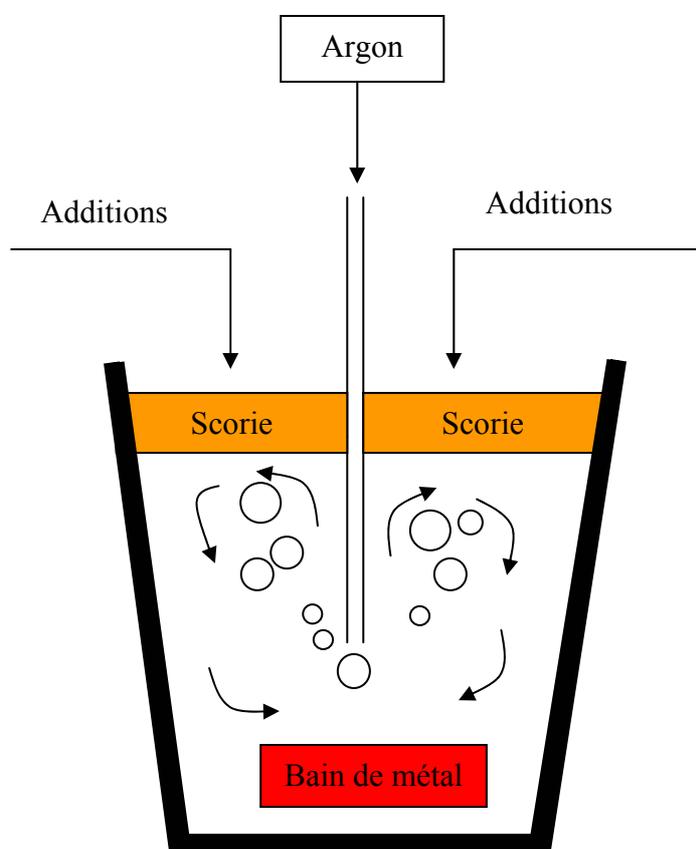


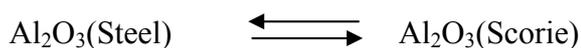
Fig. 3.1: Principe de traitement métallurgique en poche

Les réactions suivantes prennent place dans la poche d'acier:

- **Désoxydation par les éléments d'additions**



- **Séparation des oxydes d'inclusions**



En sidérurgie, le processus d'affinage en poche ajuste la composition chimique et la température de l'acier liquide par des additions de quantité de matière et de l'énergie. Un modèle de calcul de charge basé sur les bilans matière et énergie est généralement utilisé pour la conduite de ce processus. La complexité des phénomènes physico-chimiques en interactions nécessite le développement de nouvelles techniques simples à implémenter et précise. Il est parfois extrêmement difficile de modéliser les pertes thermiques avec des dynamiques non linéaires par une approche purement analytique.

Les techniques des réseaux de neurones sont recommandées pour l'identification des relations non linéaires à travers un processus d'apprentissage utilisant des banques de données du processus à modéliser.

Dans le présent travail, il est développé une identification du processus d'affinage en poche pour la prédiction de la composition chimique et la température de l'acier. Pour cela, deux approches sont considérées, la première utilise un modèle linéaire et la deuxième est basée sur les techniques d'identification par réseaux de neurones [48, 90-102]. En utilisant des bases de données industrielles, la dynamique des différentes réactions est modélisée en utilisant l'algorithme de rétro propagation pour l'apprentissage. Ce modèle sera utilisé comme calculateur de charge pour la prédiction des sorties du modèle. Les performances du modèle obtenu sont évaluées à travers de nouvelles données entrées-sorties. Les coûts de management de la qualité et de la production seront améliorés par une commande optimale des grandeurs d'entrée telle que les additions (FeMn, FeSi et le coke) et l'énergie de chauffage.

L'objectif de cette section est la prédiction de la sortie du processus d'affinage pour une optimisation des entées (additions). Ceci constitue un outil important particulièrement pour le Groupe SIDER Algérie où il y a quelque fois des problèmes d'analyse chimique, l'utilisation de modèle fiable pour la prédiction temporaire est un atout majeur. Notre investigation est basée sur la modélisation et l'analyse des bases de données disponibles au niveau de la production. La réaction principale est l'oxydation du fer et l'ajustement du manganèse (Mn), du Silicium (Si) et du carbone (C) contenu dans l'acier liquide. Les réactions sont complexes et dépendent particulièrement des paramètres thermodynamiques. La composition chimique finale de l'acier est ajustée par une optimisation des différentes grandeurs d'entrée. Dans la

pratique, quelques fois, les réactions chimiques n'atteignent pas l'équilibre nécessaires ce qui engendre des opérations supplémentaires pour obtenir la concentration et la température nécessaires. Ce genre de manipulations induit des surconsommations de matière, d'énergie et une augmentation des coûts. Les modèles de calcul de charge conventionnels ne tiennent pas compte des différentes perturbations et variations non linéaires. Dans ce travail il est développé une application des techniques de modélisation des systèmes par les techniques des réseaux de neurones pour la détermination des relations entrées-sorties d'un calculateur de charge en poche d'acier. La modélisation par des bases de données réelles tient compte du bruit de mesure, des non linéarités des processus et autres propriétés complexes [48, 109-112]. La capabilité des réseaux de neurones dans la prédiction améliore les performances du cycle de coulée et réduit les coûts des analyses et de management de la qualité en usine. A cet effet le modèle pourra être utilisé comme un prédicteur "soft sensor". Dans notre cas les entrées sorties du modèle sont définies comme suit:

Paramètres d'entrées:

- Les différentes masses et d'additions (coke, FeMn, FeSi)
- Les paramètres thermodynamiques (température d'acier)
- La composition chimique initiale

Paramètres de sorties:

- La température finale de l'acier liquide ou bien ses variations
- La composition chimique finale ou bien ses variations

Toutes les données issues d'un fonctionnement normal sont utilisées pour l'apprentissage du modèle à réseaux de neurones en utilisant l'algorithme de rétro propagation pour réduire l'erreur entre les sorties réelles et les sorties calculées. Après convergence, le modèle ainsi obtenu est utilisé pour la prédiction par une nouvelle base de données.

3.2 Description du processus

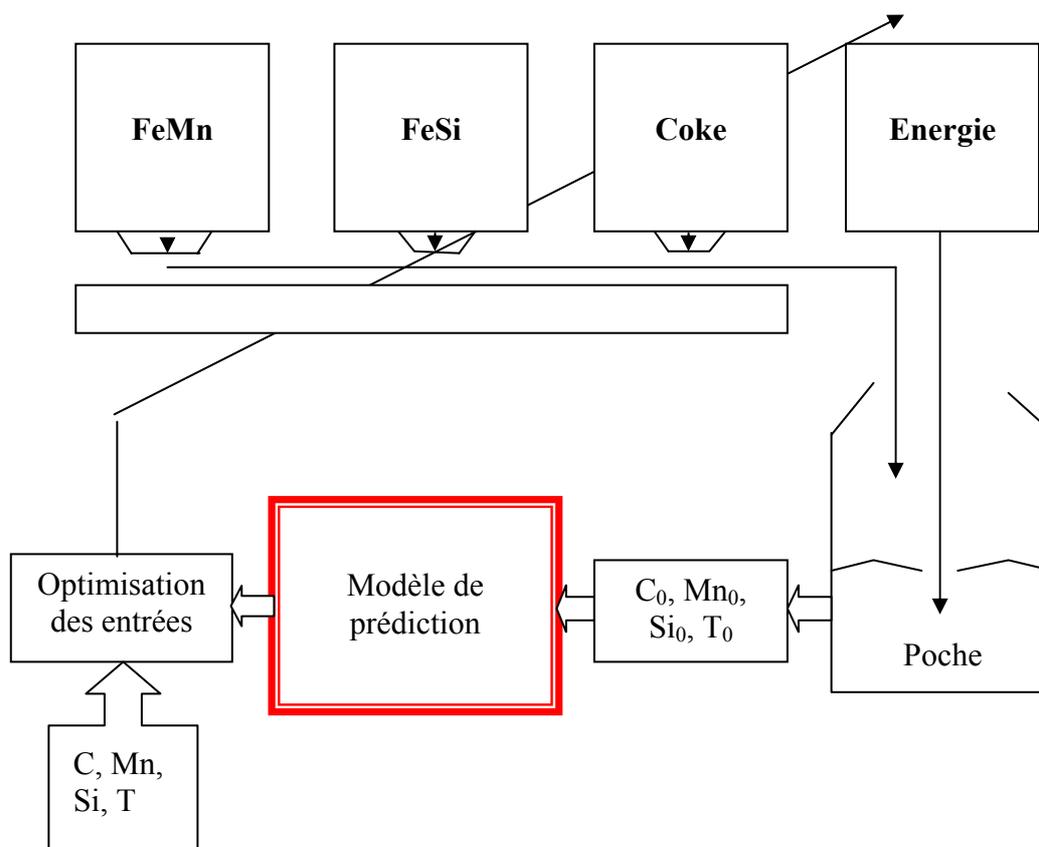
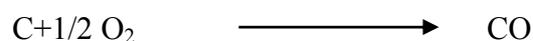
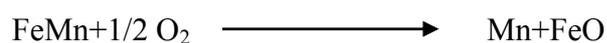
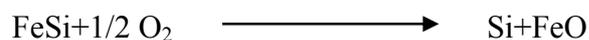


Fig. 3.2: Principe de traitement en poche

Le principe d'affinage de l'acier est illustré dans la figure 3.2. La poche pleine d'acier liquide arrive à la station de traitement avec une composition chimique et une température initiales. En fonction de ces conditions initiales, des quantités optimales d'additions (coke, FeMn, FeSi) sont rajoutées

Les principales réactions sont:



La figure 3.3 illustre les principaux processus et réactions en relation avec leurs entrées. Toutes les réactions sont contrôlées par la pression et la température en relation avec leurs cinétiques. Dans notre cas on travaille à pression constante.

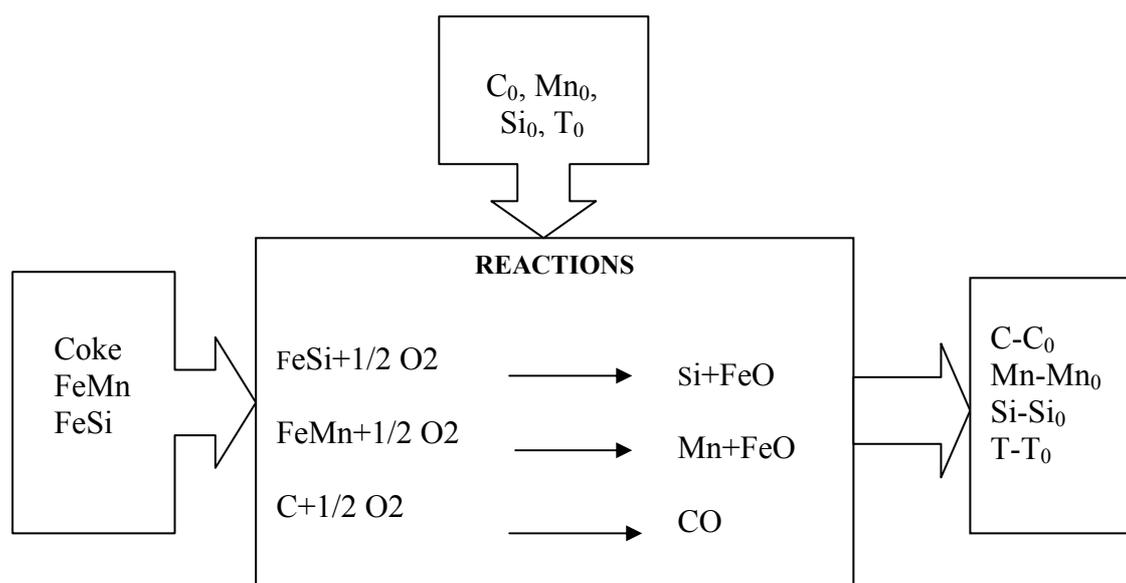


Fig. 3.3: Interactions Entrées/Sorties

Les paramètres d'entrées sont:

C_0	: Carbone initial dans l'acier liquide	(%)
Mn_0	: Manganèse initial dans l'acier liquide	(%)
Si_0	: Silicium initial dans l'acier liquide	(%)
T_0	: Température initiale de l'acier liquide	(°C)
FeSi	: Ferro Silicium initial dans l'acier liquide	(kg)
FeMn	: Quantité d'addition en ferro manganèse	(kg)
Coke	: Quantité d'addition en carbone	(kg)

Les paramètres de sorties sont:

C	: Carbone final dans l'acier liquide	(%)
Mn	: Manganèse final dans l'acier liquide	(%)
Si	: Silicium final dans l'acier liquide	(%)
T	: Température finale de l'acier liquide	(°C)

La température finale de l'acier en poche avant versement conditionne le déroulement du processus en coulée continue. Cette température possède des valeurs limites. Si cette température est au dessous des limites inférieures, l'acier liquide n'est pas recommandé pour la coulée.

Les entrées – sorties définies par la structure du modèle sont utilisées pour définir l'architecture du réseau de neurones.

3.3 Modélisation et identification

3.3.1 Modèle linéaire

Nous considérons dans cette partie une étude comparative entre les performances d'un modèle linéaire obtenu par la méthode des moindres carrés récursives et un modèle non linéaire utilisant l'algorithme d'apprentissage (back propagation algorithm). L'identification a été achevée en utilisant une base de données contenant 100 points de mesure pour chaque variable.

Ce vecteur d'entrée est défini comme:

$$X=[C_0, Mn_0, Si_0, T_0, FeSi, FeMn, coke],$$

$$\theta_i=[aC_{0i}, aMn_i, aSi_i, aT_{0i}, bFesi_i, bFemni_i, bcoke_i]$$

La sortie est définie comme:

$$Y=[\Delta C, \Delta Mn, \Delta Si, \Delta T], Y(i)=y_i, i=1 \text{ à } 4.$$

Un total de $7 \times 4 = 28$ paramètres ont été identifiés.

Où

$$\begin{aligned} \Delta C &= C - C_0 \\ \Delta Mn &= Mn - Mn_0 \\ \Delta Si &= Si - Si_0 \\ \Delta T &= T - T_0 \end{aligned}$$

La structure du modèle d'identification linéaire est donnée par la figure 3.4. Toutes les données sont sélectionnées d'une base de données d'affinage réel (SIDER.Spa - Algérie). Les séries de données entrées – sorties sont données par les figures 3.6 et 3.7, respectivement.

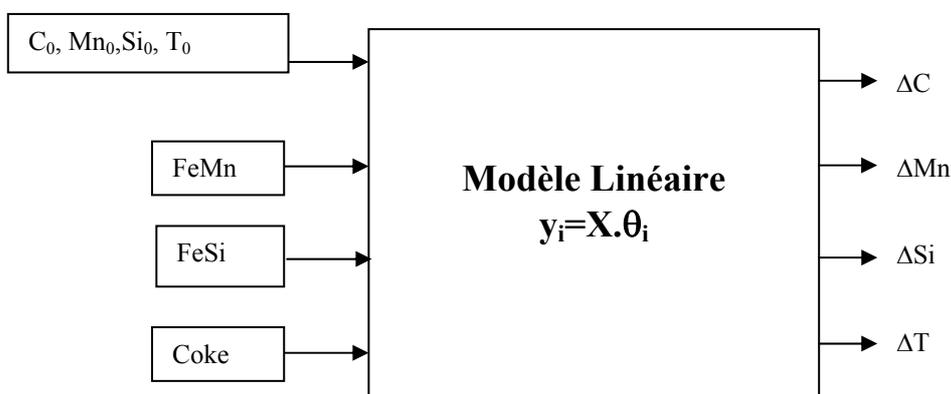


Fig. 3.4: Structure du modèle linéaire d'identification

3.3.2 Modèle à Réseau de Neurones

La figure 3.5 définit la structure du réseau. Il y a sept (07) entrées [C_0 , Mn_0 , Si_0 , T_0 , FeSi, FeMn, coke], quatre (04) sorties [ΔC , ΔMn , ΔSi , ΔT] et dix (10) neurones dans les couches intermédiaires.

La relation entre les paramètres entrées – sorties est définie comme:

$$[\Delta C, \Delta Mn, \Delta Si, \Delta T] = NN[C_0, Mn_0, Si_0, T_0, FeMn, FeSi, coke] \quad (3.1)$$

Ce modèle multi entrées – sorties caractérise les relations complexes existantes entre les différents composants. Ce modèle tient compte des non linéarités existantes entre les différents paramètres ce qui est difficile de l'avoir en utilisant des modèles de corrélation.

L'algorithme de rétro propagation ajuste les poids du modèle pour minimiser l'écart entre les sorties du modèle et les sorties réelles.

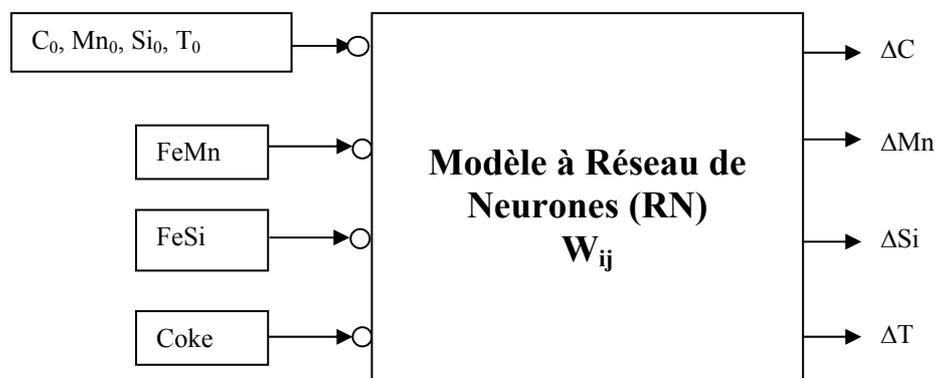


Fig. 3.5: Structure d'identification utilisant le modèle RN

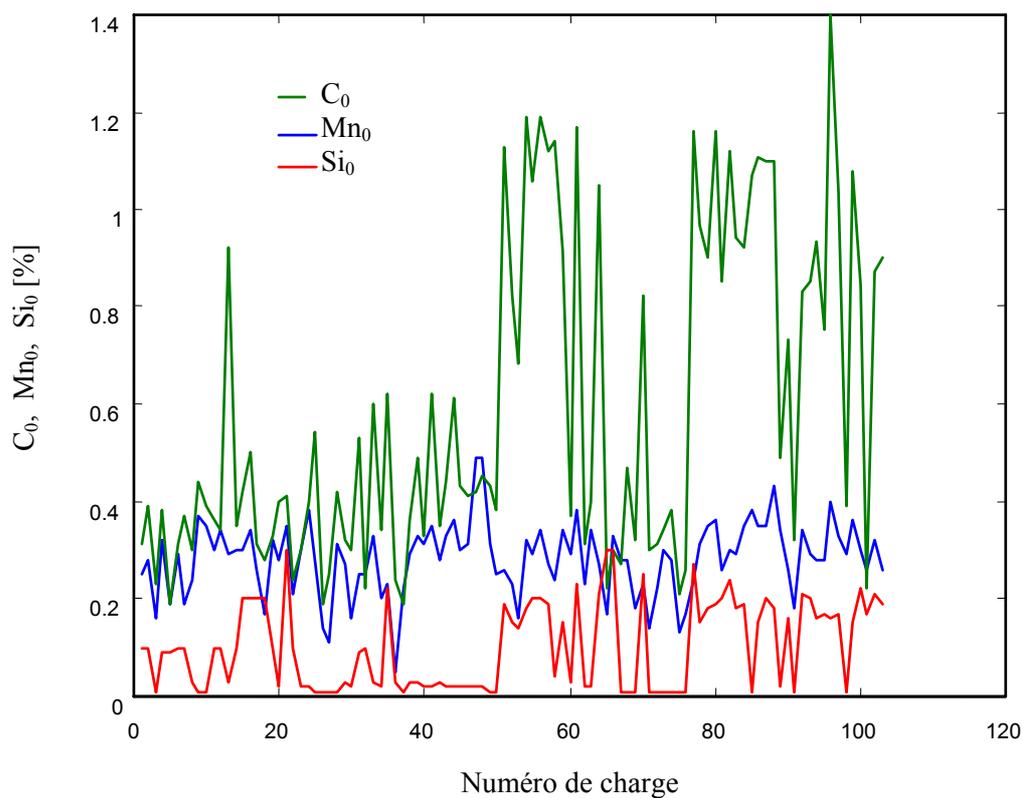


Fig. 3.6a: Composition chimique initiale

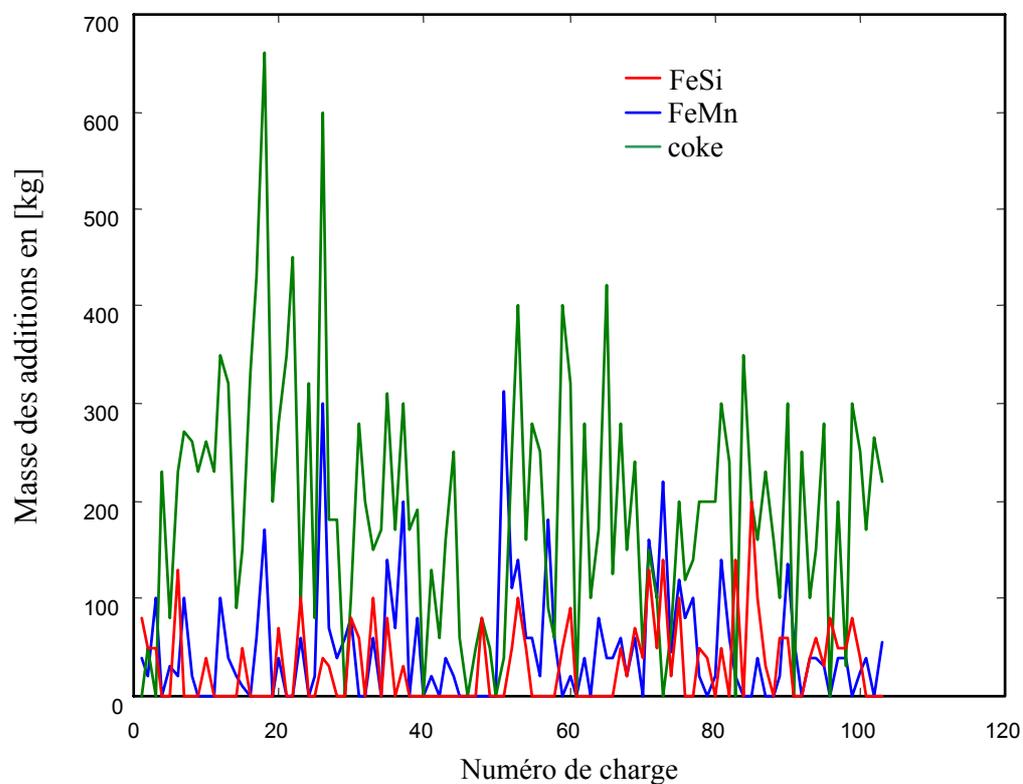


Fig. 3.6b: Evolution du poids des additions

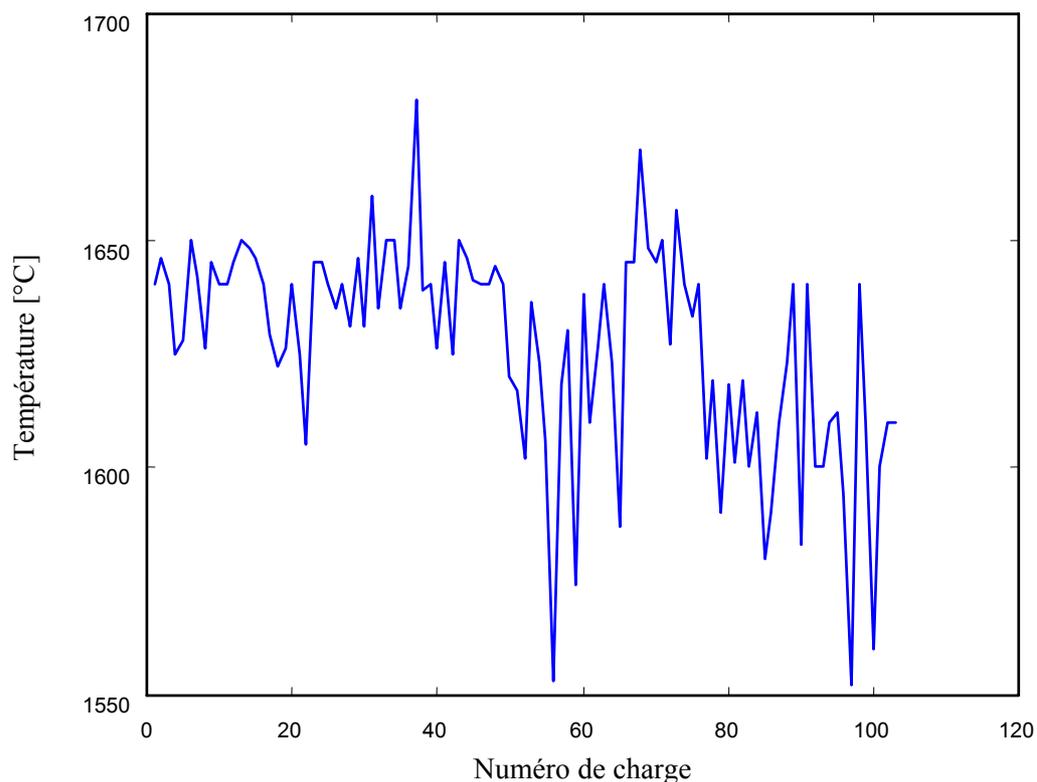


Fig. 3.6c: Evolution de la température initiale

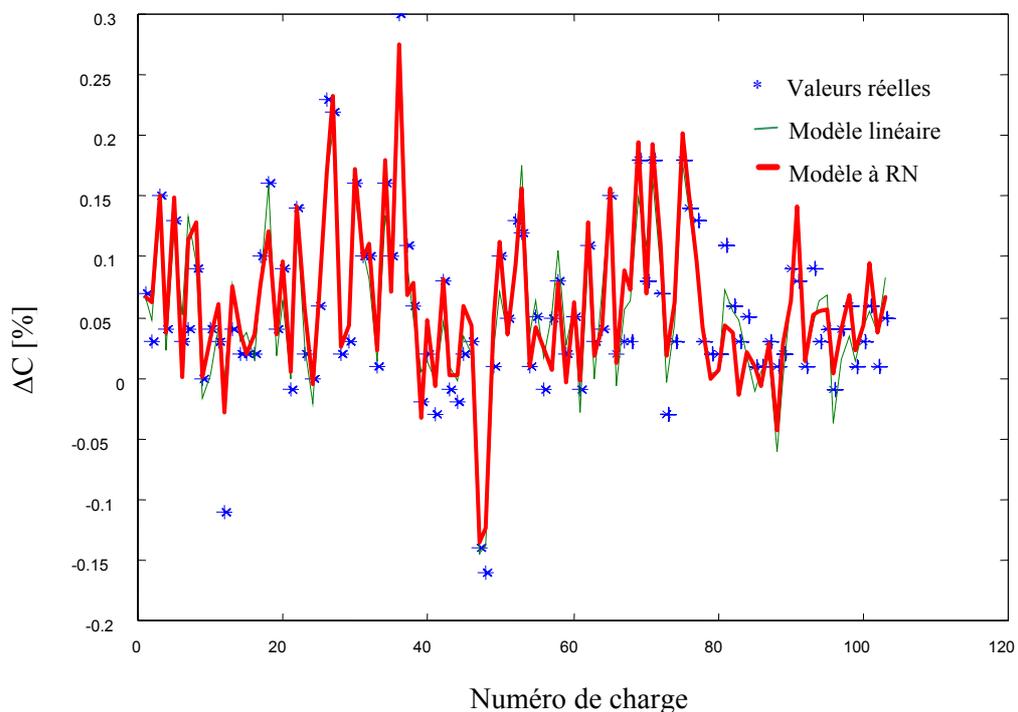


Fig. 3.7a: Valeurs réelles et calculées pour le carbone

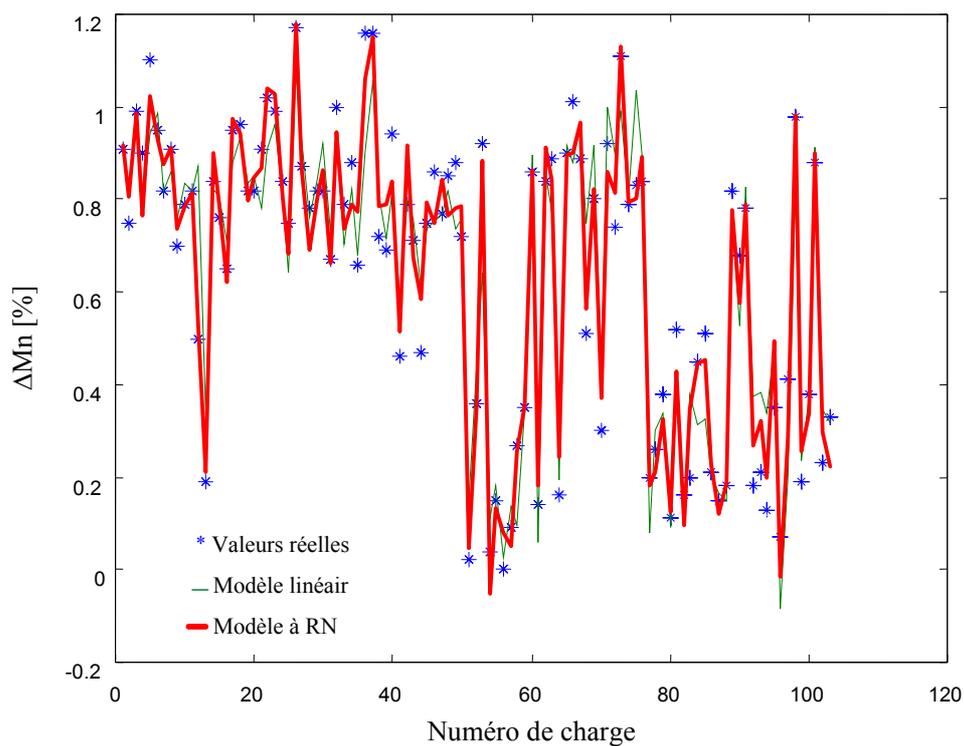


Fig. 3.7b: Valeurs réelles et calculées pour le manganèse

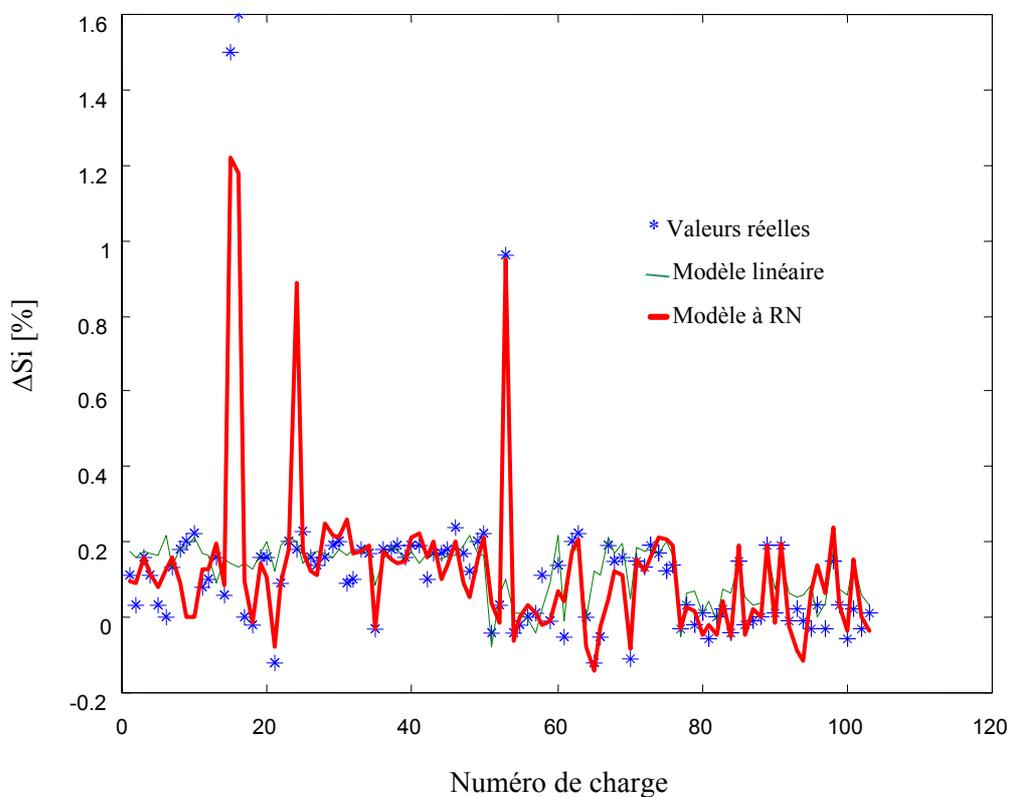


Fig. 3.7c: Valeurs réelles et calculées pour le silicium

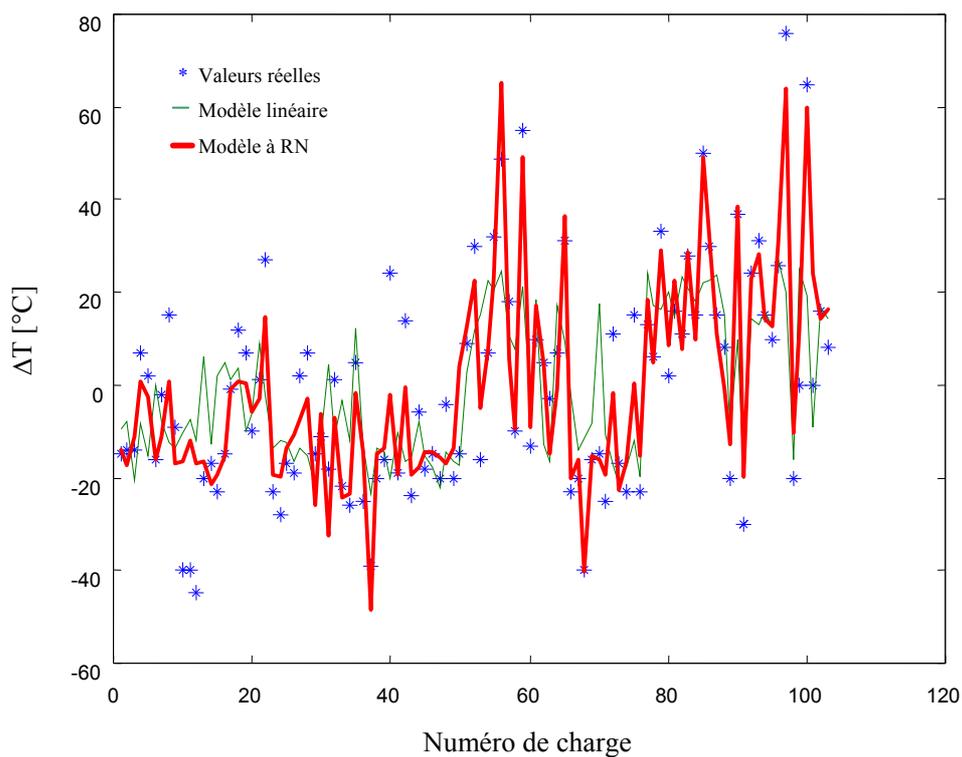


Fig. 3.7d: Valeurs réelles et calculées pour la température

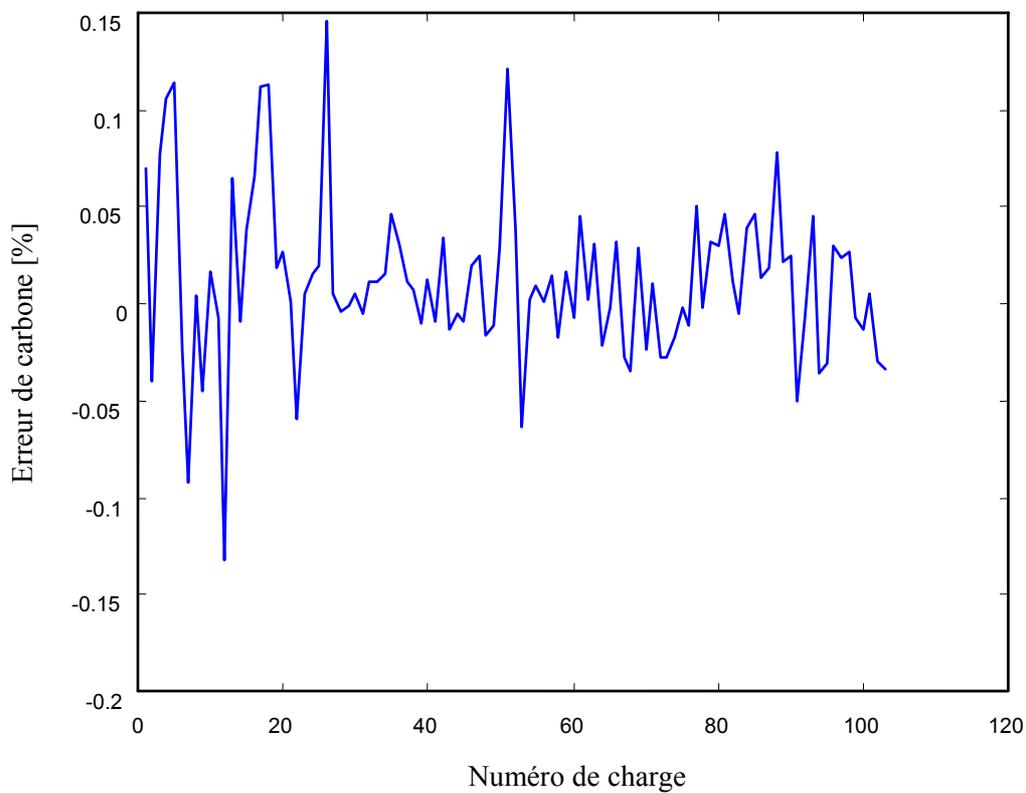


Fig. 3.7e: Erreur de modélisation du carbone dans le cas linéaire

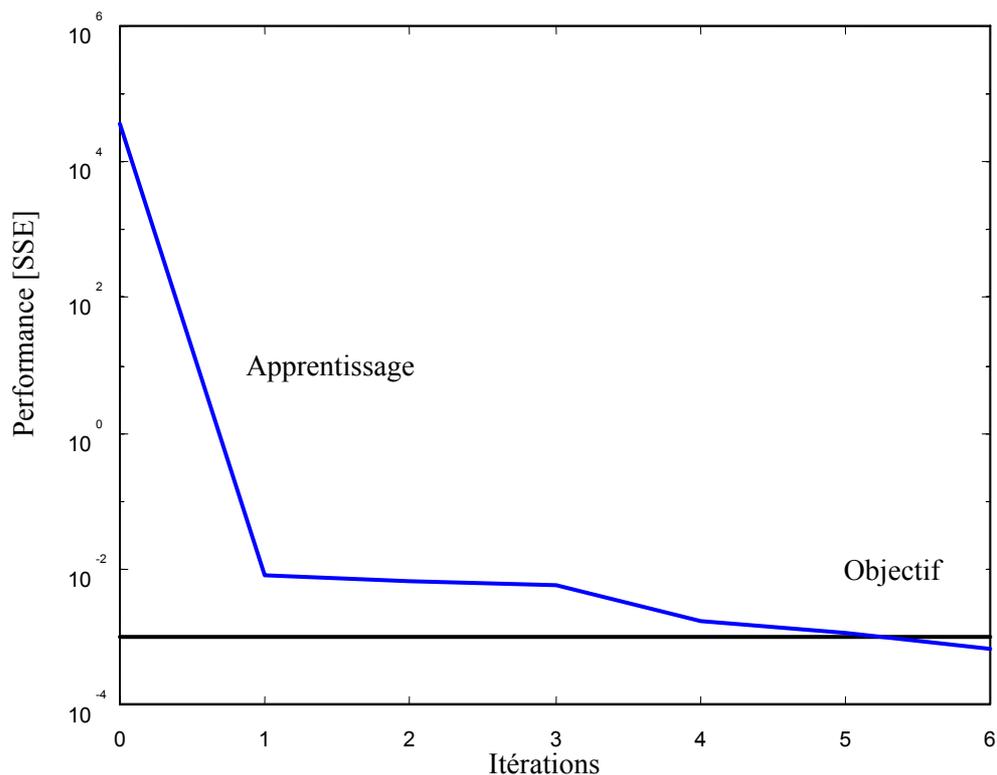


Fig. 3.7f: Performance de la modélisation dans le cas des RN

3.4 Application

Après l'identification hors ligne en utilisant un modèle linéaire et à réseaux de neurones. La prédiction a été effectuée par une nouvelle base des données.

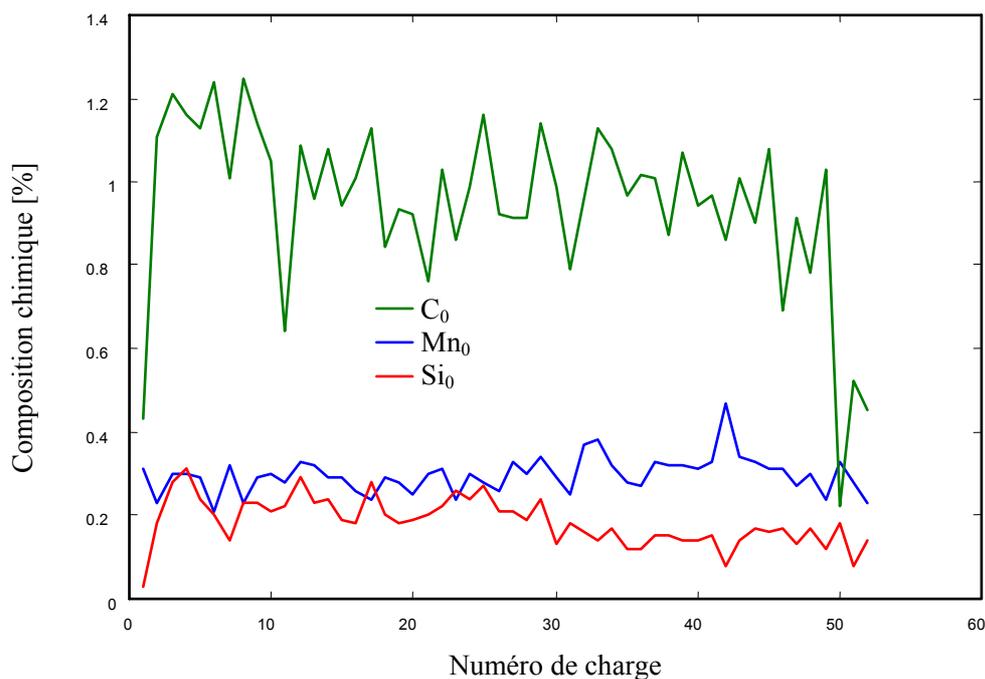


Fig. 3.8a: Evolution de la composition chimique initiale
Thèse de Doctorat d'état 2005 - Salah Bouhouche

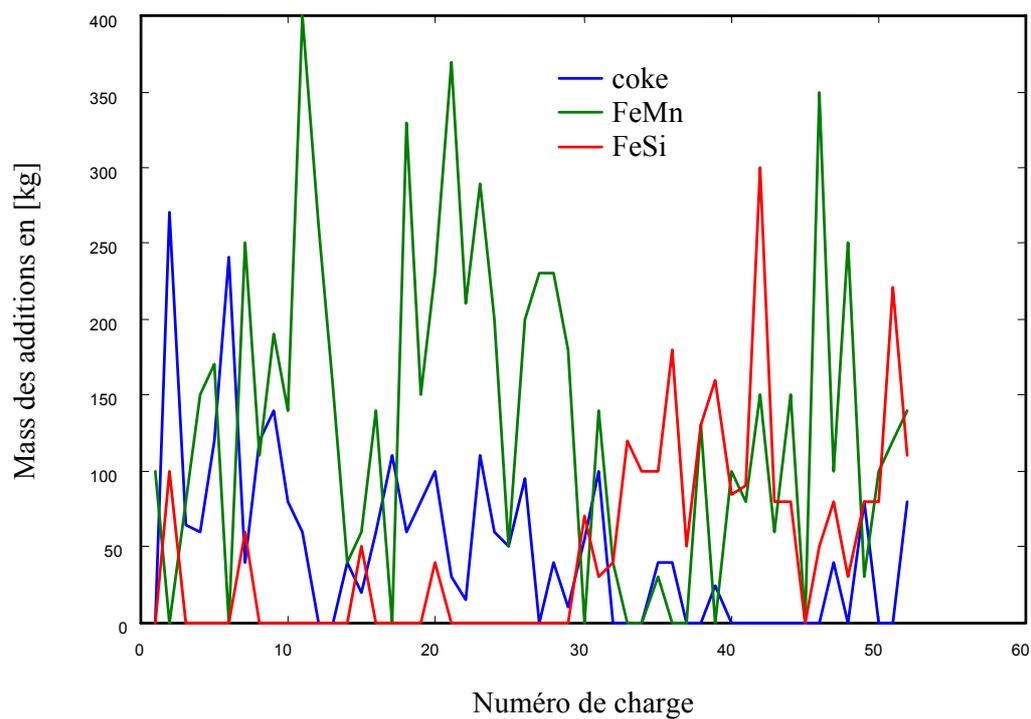


Fig. 3.8b: Evolution des additions

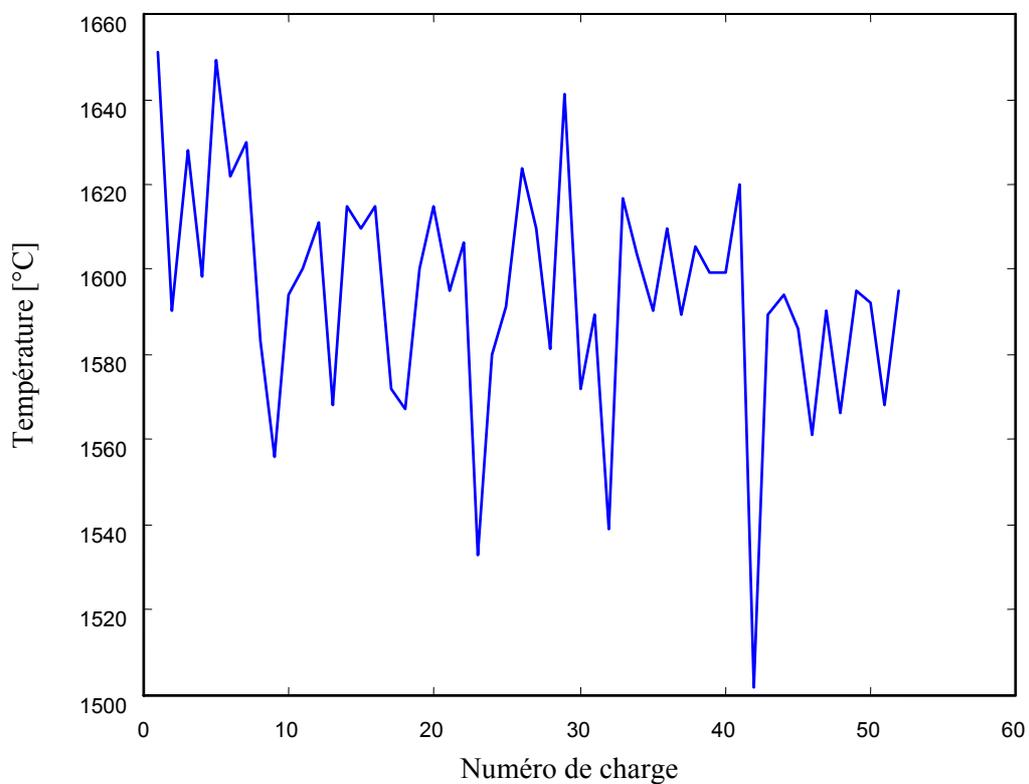


Fig. 3.8c: Evolution de la température initiale

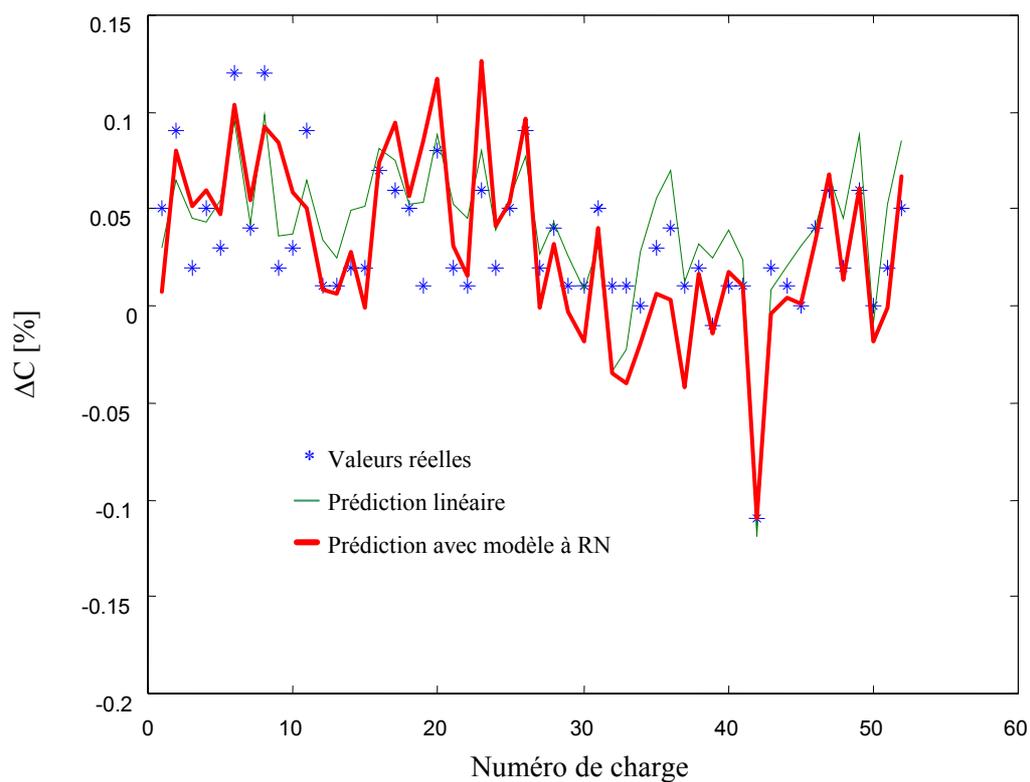


Fig. 3.9a: Valeurs réelles et calculées du carbone

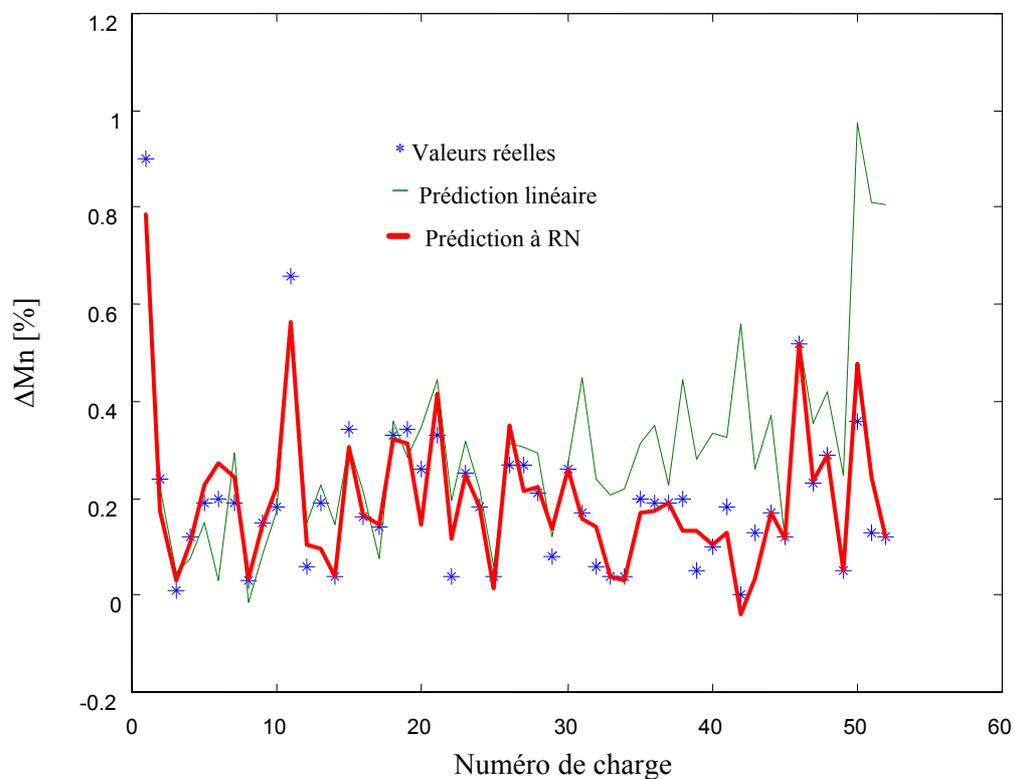


Fig. 3.9b: Valeurs réelles et calculées pour le manganèse

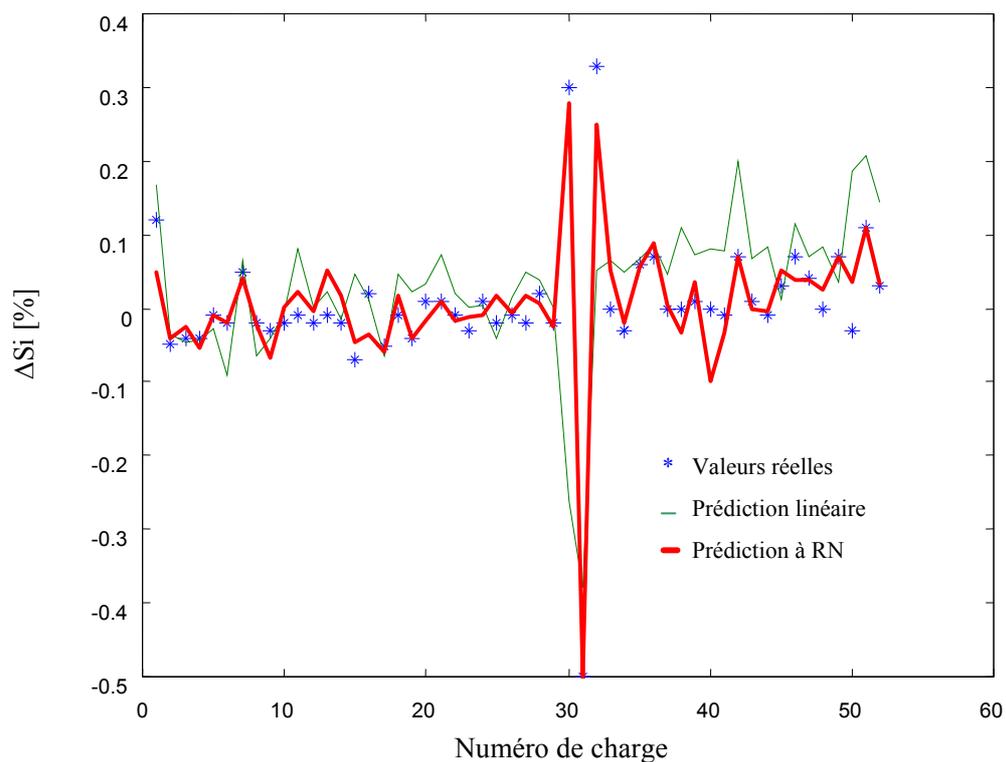


Fig. 3.9c: Valeurs réelle et calculées pour le Silicium

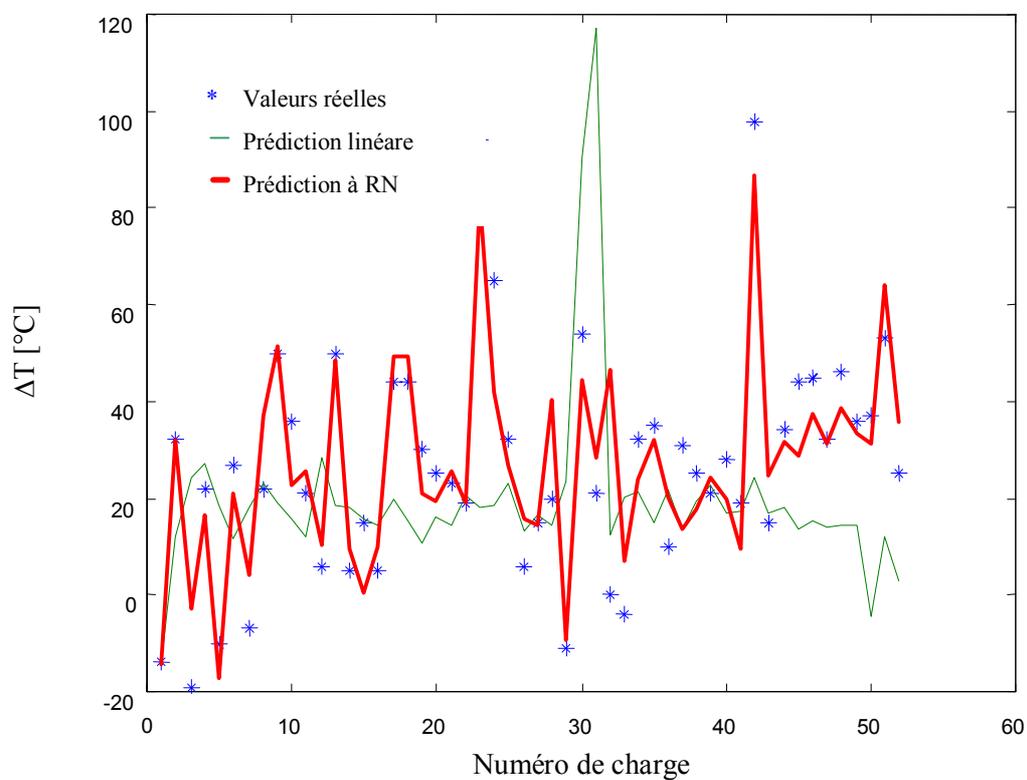


Fig. 3.9d: Valeurs réelles et calculées pour la température

3.5 Résultats

Les résultats de modélisation utilisant l'approche linéaire et non linéaire sont exprimés par la somme quadratique des erreurs ($SSE = \sum e^2$) pour chaque sortie dans le tableau 3.1. Les performances sont nettement meilleures pour le modèle à réseaux de neurones. Ces améliorations sont valables pour le cas de la modélisation et de la prédiction.

SSE	[%C] ²	[%Mn] ²	[%Si] ²	[T(°C)] ²
Modèle à RN	0,0788	0,419	1,1563	8817
Modèle linéaire	0,197	3,5027	9,5987	43650

Tableau 3.1a: Somme quadratique des erreurs (SSE) pour la modélisation

L'erreur moyenne de modélisation pour la température est définie comme:

$$\Delta T_{\text{Mean}} = \sqrt{8,817e03} / N = 93,9095 / 102 = 0,92 \text{ } ^\circ\text{C}$$

SSE	[%C] ²	[%Mn] ²	[%Si] ²	[T(°C)] ²
Modèle à RN	0,037	0,151	0,0521	6571,9
Modèle linéaire	0,026	2,329	0,6167	43973

Tableau 3.1b: Somme quadratique des erreurs (SSE) pour la prédiction

L'erreur moyenne de prédiction pour la température est définie comme:

$$\Delta T_{\text{Mean}} = \sqrt{6,5719e03} / N = 81,0673 / 52 = 1,55 \text{ } ^\circ\text{C}$$

Une méthode pour la prédiction de la composition chimique et de la température a été développée en utilisant un modèle linéaire et non linéaire (technique de réseaux de neurones). Les résultats de prédiction avec de nouvelles données confirment bien l'utilisation des modèles développés comme un « soft sensor ».

4. SOLIDIFICATION CONTROLEE EN COULEE CONTINUE

Les développements qui suivent ont été réalisés sur le processus de coulée continue de la Sidérurgie Allemande "EKO STAHL". Le principe de ce processus est illustré par la figure suivante (Fig. 4.1).

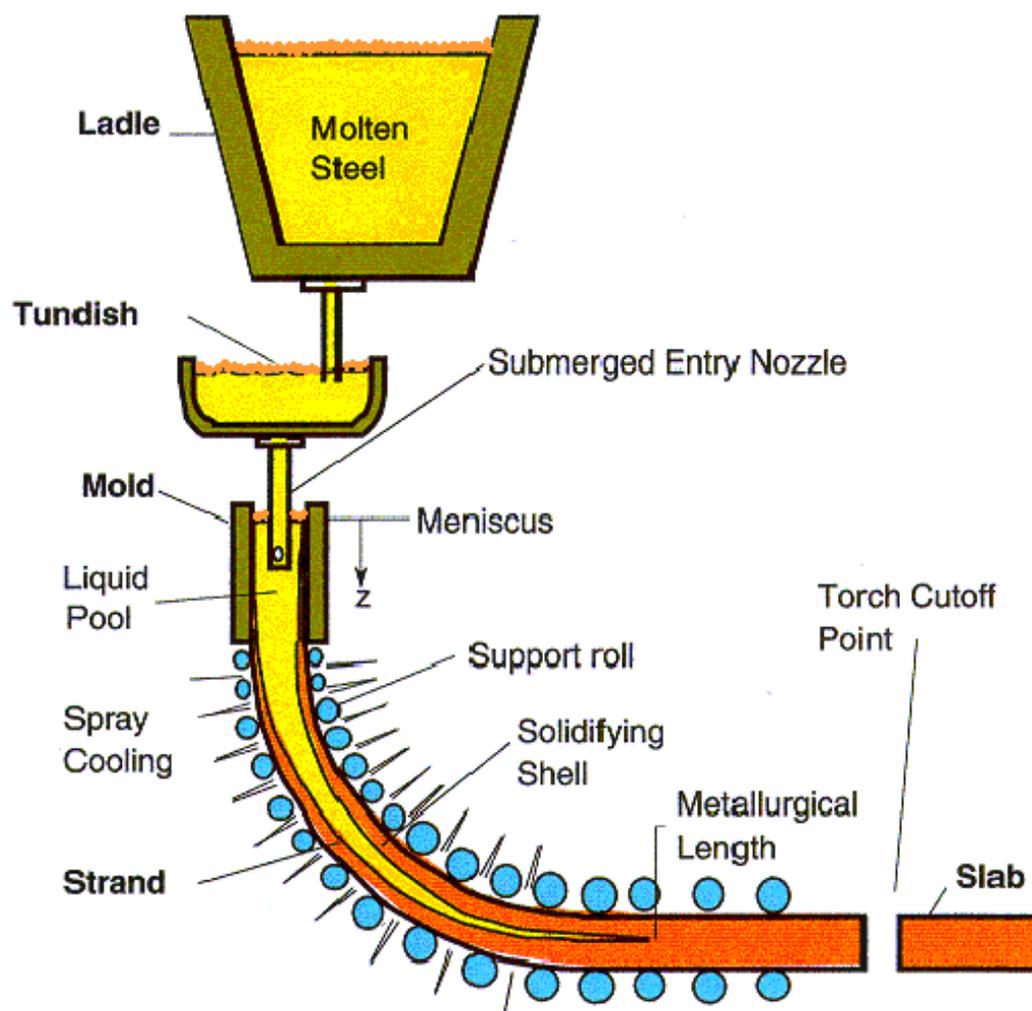


Fig. 4.1: Principe de coulée continue [42]

Les principales caractéristiques de ce processus sont définies comme suit:

- Machine de coulée continue radiale de la marque Voest Alpine "VAI" (R=10 m, 250 mm d'épaisseur)
- Lingotière instrumentée par une matrice de thermocouple
- Système de détection de percées conventionnel (BOY System)
- Niveau de bain en lingotière contrôlé par un système à quenouille au tundish.
- Six zones de refroidissement secondaire

- Compensation de l'effet de la vitesse de coulée sur la température de la brame par action proportionnelle «Feedforward » en utilisant le modèle “Dyenschell”
- Format 850-1800 mm
- Vitesse de coulée (0 – 1.5 m/min)
- Epaisseur de la brame de 250 mm
- Aciers de grades ordinaires et micro alliés
- Mesure sans contact de la largeur et de la température des brames après oxycoupage.

4.1 Contrôle et monitoring de la solidification en lingotière

Dans cette étude, nous considérons la supervision de la lingotière de coulée continue par un système appelé « Mould Thermal Monitoring (MTM) ». La lingotière est le lieu où se déroule des réactions métallurgiques complexes caractérisant la transformation liquide solide. La supervision et le contrôle en temps réel du processus sont effectués par une matrice de thermocouples mesurant le profil thermique. L'algorithme de surveillance prédit les défauts de solidification en utilisant des modèles mathématiques. Dans ce travail, une nouvelle approche pour la détection des percées a été développée au moyen des réseaux de neurones. L'apprentissage est effectué par des données de marche normale et dégradée. Après validation, le modèle à réseau de neurone a été utilisé pour prédire de nouvelles percées. En utilisant cette approche le nombre des fausses alarmes a été considérablement réduit comparativement au système conventionnel.

Dans la coulée continue, le phénomène de percée est provoqué par la rupture de la croûte solidifiée; cette rupture est favorisée par une augmentation de la température dans l'espace de la lingotière.

Les pics et les oscillations de la température ont une influence directe sur la qualité de la solidification [31, 36, 42].

Ces phénomènes apparaissent au moment de l'incrustation de scories, de la formation ou de la propagation des fissures et dans le cas de frottement importants. La surveillance et la détection des phénomènes anormaux affectant la marche thermique en lingotière ont été obtenues en utilisant les techniques de réseau de neurones [48].

La structure et l'apprentissage du modèle de prédiction par les réseaux de neurone ont été réalisés par des mesures de la température. L'entrée du réseau est constituée par les

échantillons des températures mesurées, alors que la sortie est constituée par une alarme définissant l'importance des défauts.

Nous avons introduit un nouveau réseau spatial qui tient compte de combinaison des différents modèles d'alarmes. L'apprentissage a été effectué par l'exploitation des bases de données caractérisant les conditions de fonctionnement normales et détériorées du procédé de solidification. Ces bases de données contiennent des informations sur la dynamique des paramètres du processus et l'état de fonctionnement du processus (alarmes, arrêt de production). Dans ce qui suit, des essais de simulation basés sur des cas d'alarmes réelles sont effectués pour estimer les capacités du modèle de détection.

4.2 Analyse du phénomène de percées

4.2.1 Processus de propagation d'une percée [31, 42, 63, 69]

Le mécanisme de collage peut être expliqué par les conditions opératoires au niveau du ménisque tels que les variations de vitesse de coulée, le niveau d'acier liquide en lingotière, la température d'acier liquide et la qualité de la lubrification. Les variations de la vitesse de coulée et le mode de refroidissement ont une influence importante.

La percée se propage avec différentes vitesses dans diverses directions et en particulier dans la direction d'extraction de la brame. Le schéma suivant (Fig. 4.2) montre un exemple de propagation. La figure. 4.2a représente le début d'une fissure qui s'est propagée en percée affectant la qualité globale du produit (voir Fig.4.2b)

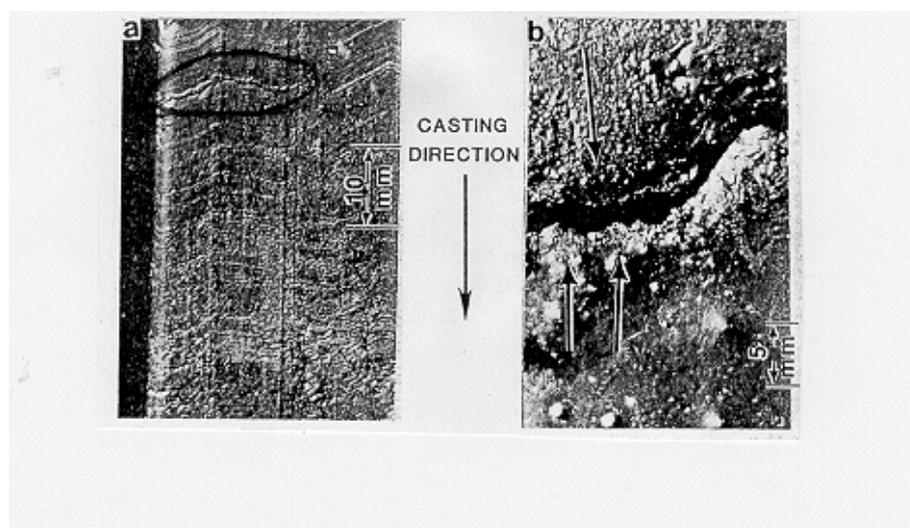


Fig. 4.2: Exemple de propagation de percée [31]

Il est pratiquement impossible de décrire le développement d'une percée dans l'espace géométrique de la lingotière en utilisant un modèle analytique basé sur les lois de transfert thermique, de la solidification et de la mécanique. La mesure et l'acquisition de la température dans différents points de l'espace de la lingotière constituent un outil important pour l'analyse et la compréhension du phénomène. Cette approche expérimentale est également employée pour le développement d'un système fiable.

L'approche utilisant les techniques MTM considère la lingotière comme un réacteur complexe et les percées sont les résultats d'un déséquilibre des réactions thermiques distribuées. La dynamique des données caractérisant les percées se trouve parfois affectée par des termes aléatoires (bruit thermique associé à la mesure).

4.2.2 Influence des percées sur le champ de température

Quand une percée est produite, le thermocouple du niveau supérieur enregistre une élévation de la température T^U due au collage local, suivie d'une réduction de la température qui est également due à une solidification partielle (voir les Fig. 4,3 et 4,4). Sous l'effet de la vitesse de coulée, la fissure se propage. Le même phénomène est observé aux niveaux des thermocouples inférieurs T^L . Dans ce cas, des alarmes et des réductions de vitesse de coulée sont opérées.

Dans le cas des techniques conventionnelles, quand la différence entre les températures mesurées et celles calculées par un modèle atteint un seuil fixé a priori, une série d'alarmes est activée. Quand l'erreur atteint un niveau critique prédéfinie, la vitesse de coulée est automatiquement réduite à zéro [31, 63].

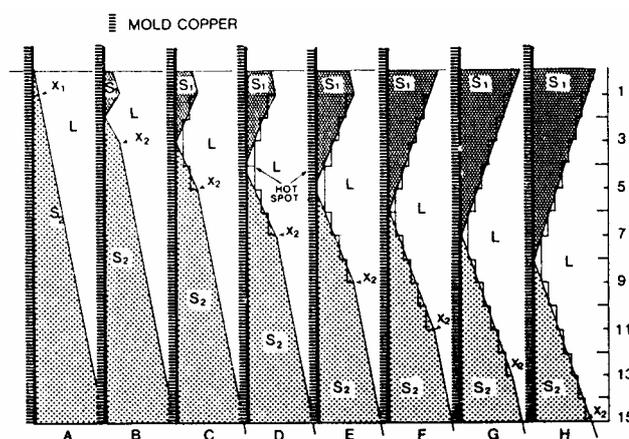


Fig. 4.3. Développement de collage en percée [31]

La figure suivante (Fig. 4.4) donne un exemple de variation de températures dans une percée.

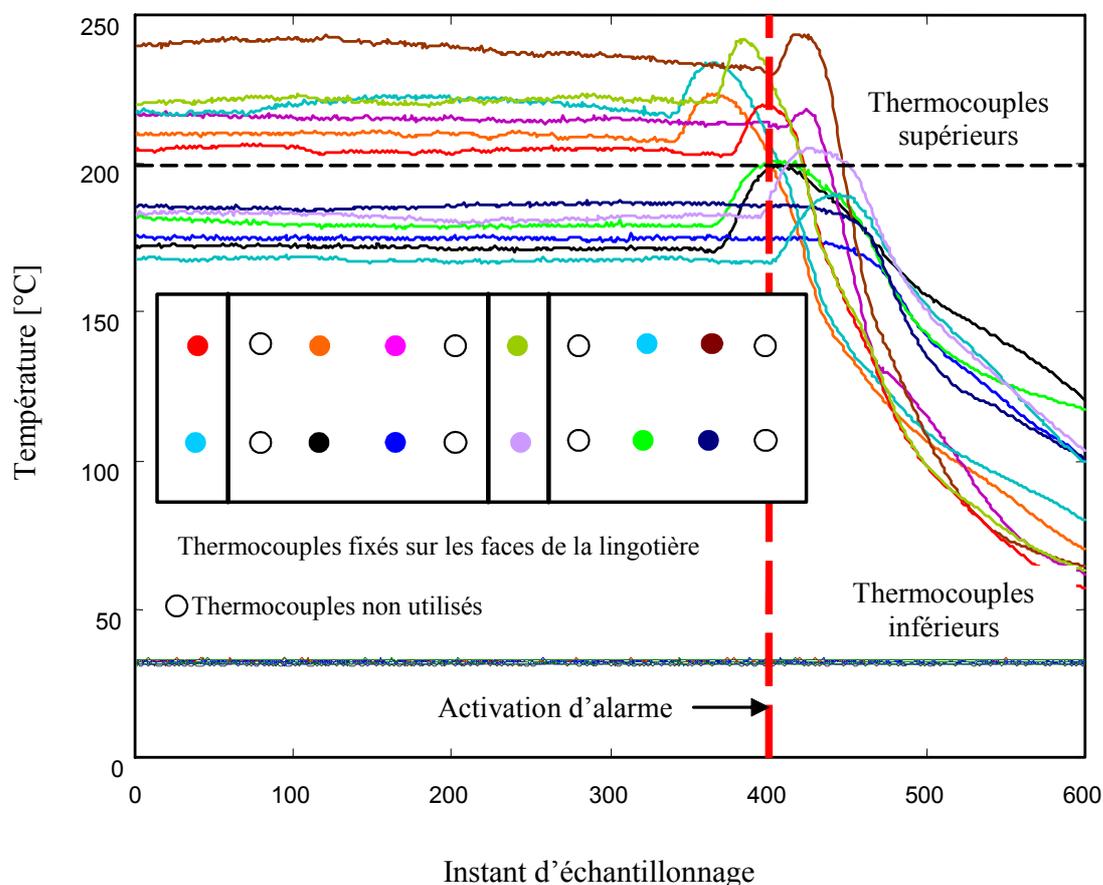


Fig. 4.4: Variations de températures d'une percée

4.3. Prédiction et détection des percées

Depuis le développement et la mise en œuvre des systèmes de détection de percées sur les processus de coulée continue, les efforts ont été concentrés sur la simplification de l'instrumentation en réduisant le nombre de thermocouples et le développement de modèles avancés capables de réduire au minimum le nombre des fausses d'alarmes [65]. Le principe de la détection est basé sur l'analyse des températures en lingotière et leurs gradients. Un tel système assure la surveillance et la détection de différents seuils d'alerte et répond par une réduction de vitesse de coulée.

Les températures sont acquises et transmises à un ordinateur pour la surveillance. La commande est effectuée par un algorithme spécifique qui assure la tâche de détection et de commande. La figure 4.5 donne le principe du système de détection des percées.

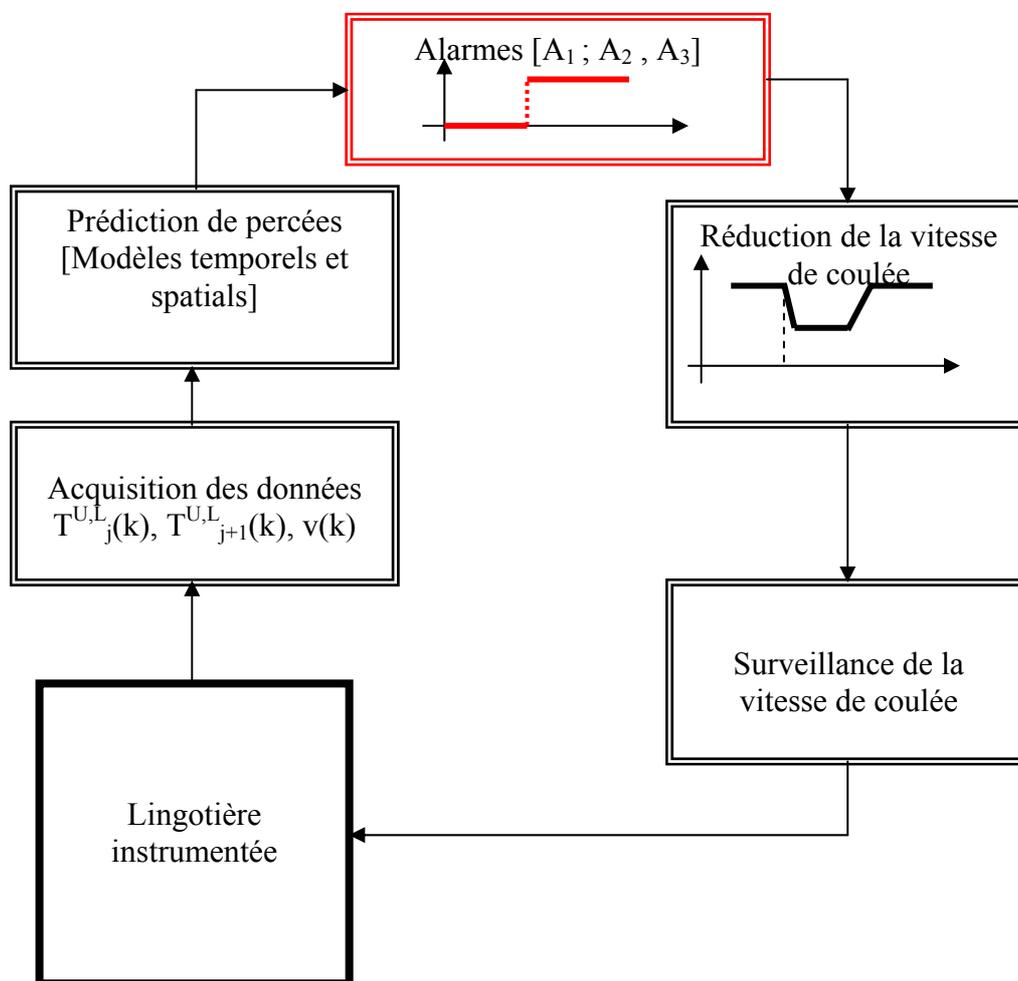


Fig. 4.5: Principe du système de détection de percées

4.3.1 Instrumentation de la lingotière et mesure des profils thermiques

Un des paramètres les plus importants à mesurer est la température en lingotière, pour se faire une matrice de thermocouples est utilisée sur chaque face de la lingotière. La figure 4.6 donne un exemple d'implantation des thermocouples.

Les thermocouples 17-18 et 19-20 correspondent aux petites faces, ceux de 1 à 8 et de 9 à 16 correspondent aux grandes faces. Des détails géométriques de la lingotière d'EKO STAHL

sont présentés sur la figure 4.7. Dans le cas d'utilisation de formats moyens et petits (< 1800 millimètres), les thermocouples 1, 2, 7, 8 et 9, 10, 15, 16 ne sont pas utilisés.

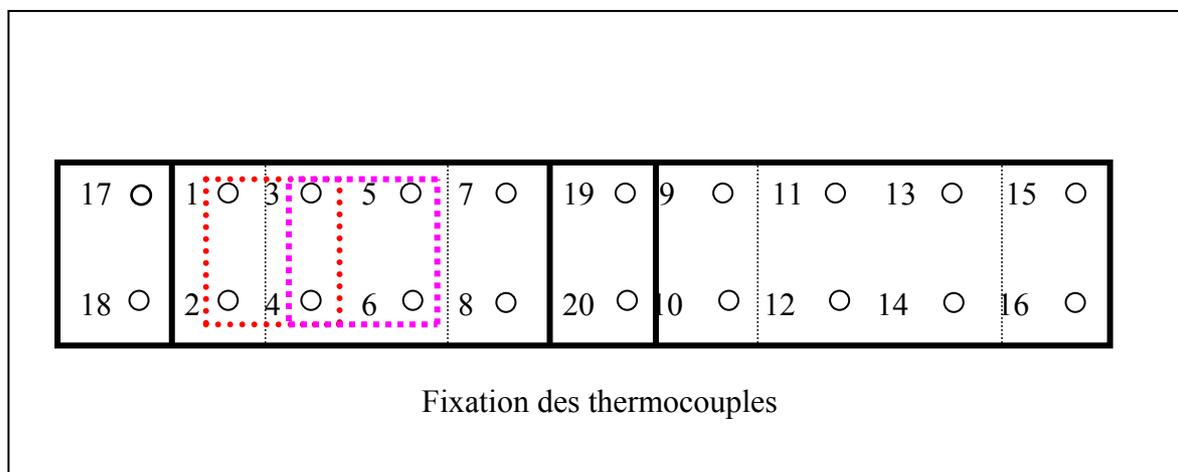


Fig. 4.6: Implantation des thermocouples

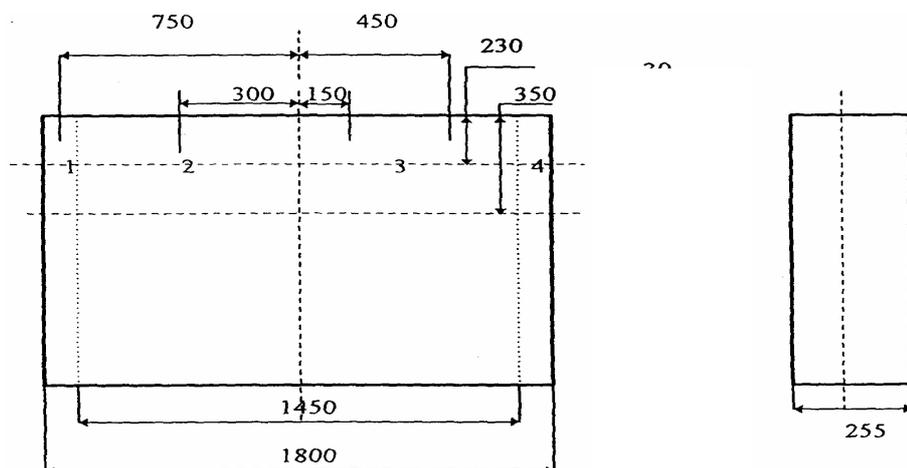


Fig. 4.7a: Détails géométrique des faces de la lingotière (mm)

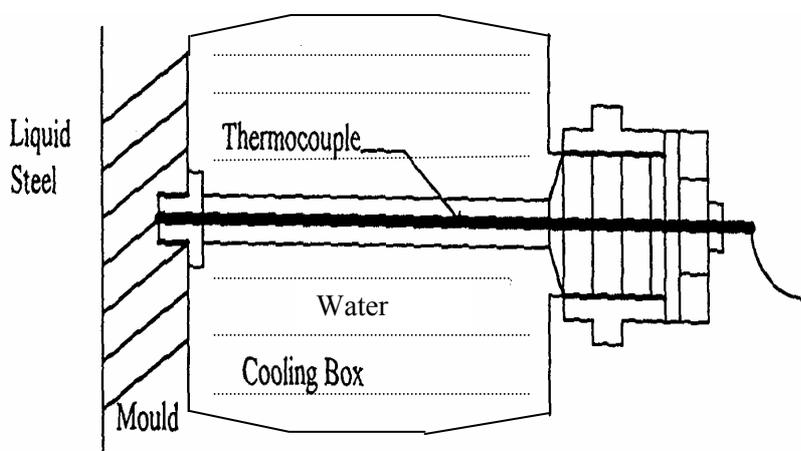


Fig. 4.7b: Principe de la mesure de température en lingotière par insertion du thermocouple via le bloc de refroidissement

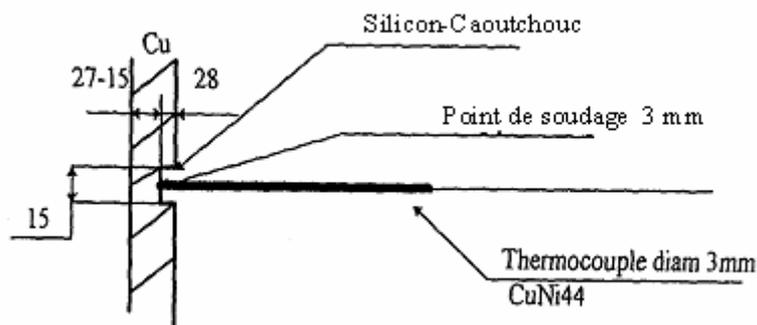


Fig. 4.7c: Principe de la fixation du thermocouple en lingotière (dimensions en millimètre)

4.3.2 Méthode conventionnelle [65]

A chaque point M de la lingotière, la variation de la température $T(M,t)$ en fonction du temps (t), peut être définie comme suit:

$$T(M,t) = T(M,t_0) + \left[\frac{\partial T(M,t)}{\partial t} \right]_0 \Delta t + \left[\frac{\partial^2 T(M,t)}{\partial t^2} \right]_0 \Delta t^2 + \dots + \left[\frac{\partial^n T(M,t)}{\partial t^n} \right]_0 \Delta t^n + \Delta T(0) \quad (4.1)$$

L'approche conventionnelle approxime la dynamique de la température comme une fonction linéaire:

$$T(M,t) = T(M,t_0) + \left[\frac{\partial T(M,t)}{\partial t} \right]_0 \Delta t \quad (4.2)$$

$$= T(M,t_0) + a \cdot \Delta t \quad (4.3)$$

La figure 4.8 donne une interprétation géométrique de la dynamique de la température.

Les caractéristiques des températures mesurées par les thermocouples supérieurs et inférieurs sont données par la figure suivante.

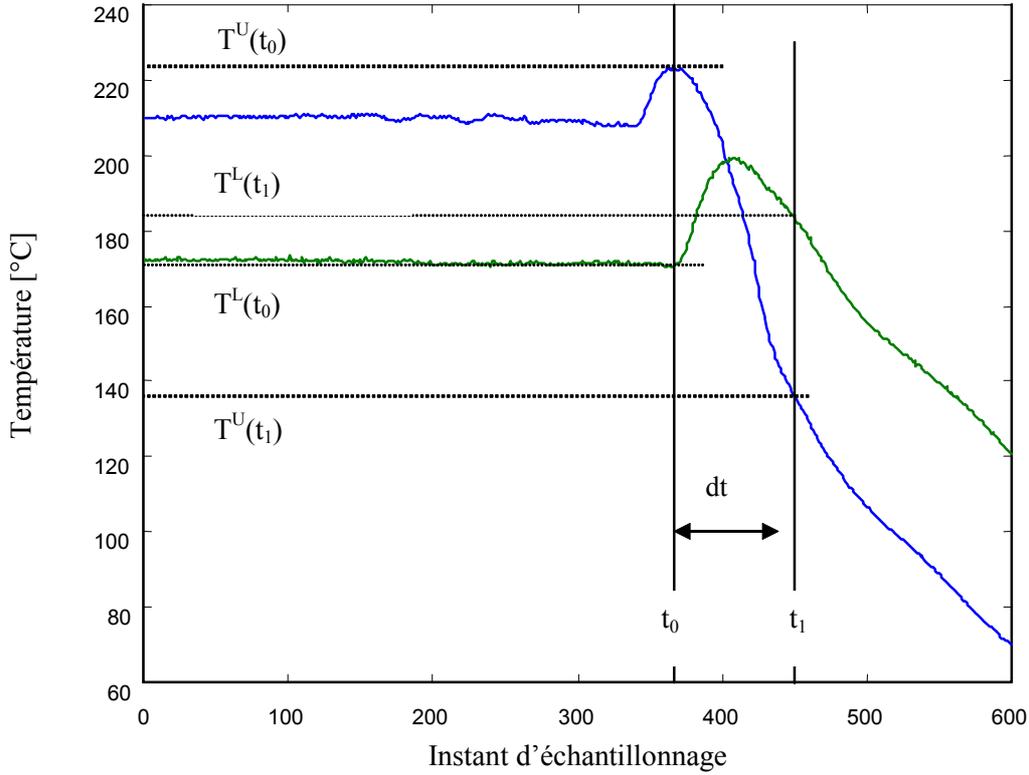


Fig. 4.8: Interprétation géométrique d'une percée

Trois grandeurs a^U , a^L et ΔT caractérisant la dynamique de la température sont prises en considération par le système conventionnel :

- Les gradients de températures supérieure et inférieure sont définis par:

$$a^U = \left[\frac{\partial T^U(t)}{\partial t} \right]_0 = \frac{T^U(t_0) - T^U(t_1)}{t_1 - t_0} \quad (4.4)$$

$$a^L = \left[\frac{\partial T^L(t)}{\partial t} \right]_0 = \frac{T^L(t_0) - T^L(t_1)}{t_1 - t_0} \quad (4.5)$$

- La différence de température entre les thermocouples supérieurs et inférieurs est exprimée par:

$$\Delta T(t_1)^{U-L} = T^U(t_1) - T^L(t_1) \quad (4.6)$$

L'algorithme de détection des percées est basé sur l'analyse des équations (4.4), (4.5) et (4.6). Les limites a^U , a^L et ΔT^{U-L} sont prédéfinies [65]. Les fausses alarmes sont généralement dues aux perturbations thermiques. Parfois, ces variations ne peuvent pas être bien détectées par le système conventionnel en utilisant une tolérance fixe sur l'erreur au delà de laquelle une

alarme est activée. Dans ce cas la fiabilité du système est réduite. Le modèle à réseaux de neurones contribue à la résolution de ce problème.

4.3.3 Modélisation par réseaux de neurones

Le principe de la détection des percées par un modèle de réseaux de neurones est basé sur l'analyse d'un ensemble de mesures de températures effectuées par des thermocouples. Chaque unité de traitement analyse les variations de la température dans le temps (modèle récurrent), l'interaction entre les différentes températures est gérée par un modèle spatial. La figure 4.9 donne le principe de ce système.

4.3.3.1 Unité de traitement des thermocouples supérieurs

4.3.3.1.1 Modèle dynamique dans le temps

Le modèle récurrent tient compte de la dynamique des variations de la température, il peut être approché par l'équation (4.1). Le principe consiste à trouver un ensemble de relations complexes entre les variations de la température et les défauts [63, 69, 113]. Ceci peut être formulé par l'équation suivante:

$$Alarm = NN[\Delta T(k), \Delta T(k-1), \dots, \Delta T(k-n)] \quad (4.7)$$

$\Delta T(k)$ est la variation de la température définie par:

$$\Delta T(k) = T(k) - T(k-1) \quad (4.8)$$

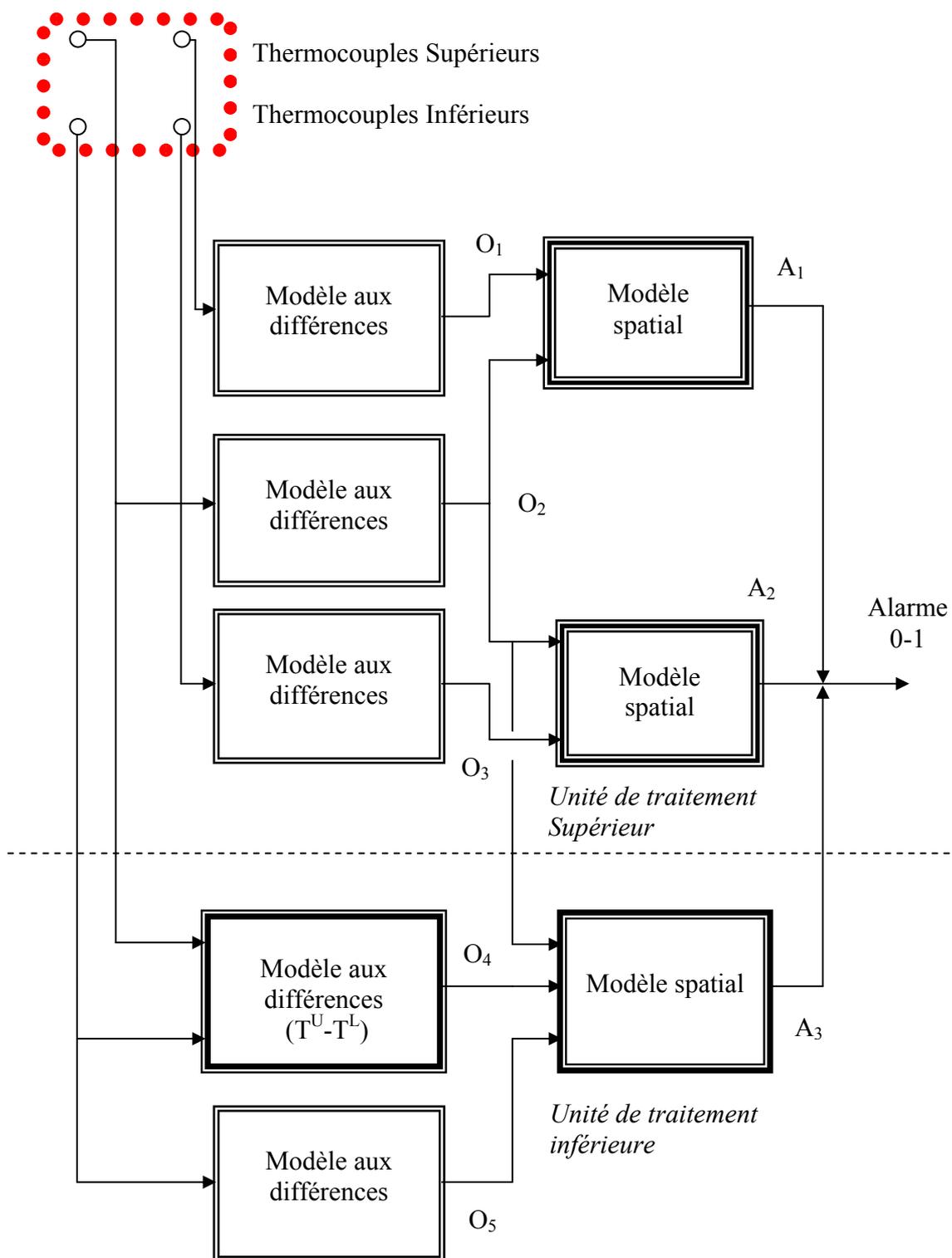


Fig. 4.9: Principe de détection en utilisant un modèle de réseau de neurones

Le modèle a été obtenu par un algorithme de rétro propagation associé aux caractéristiques des percées. La figure suivante (**Fig. 4.10**) illustre le principe d'apprentissage.

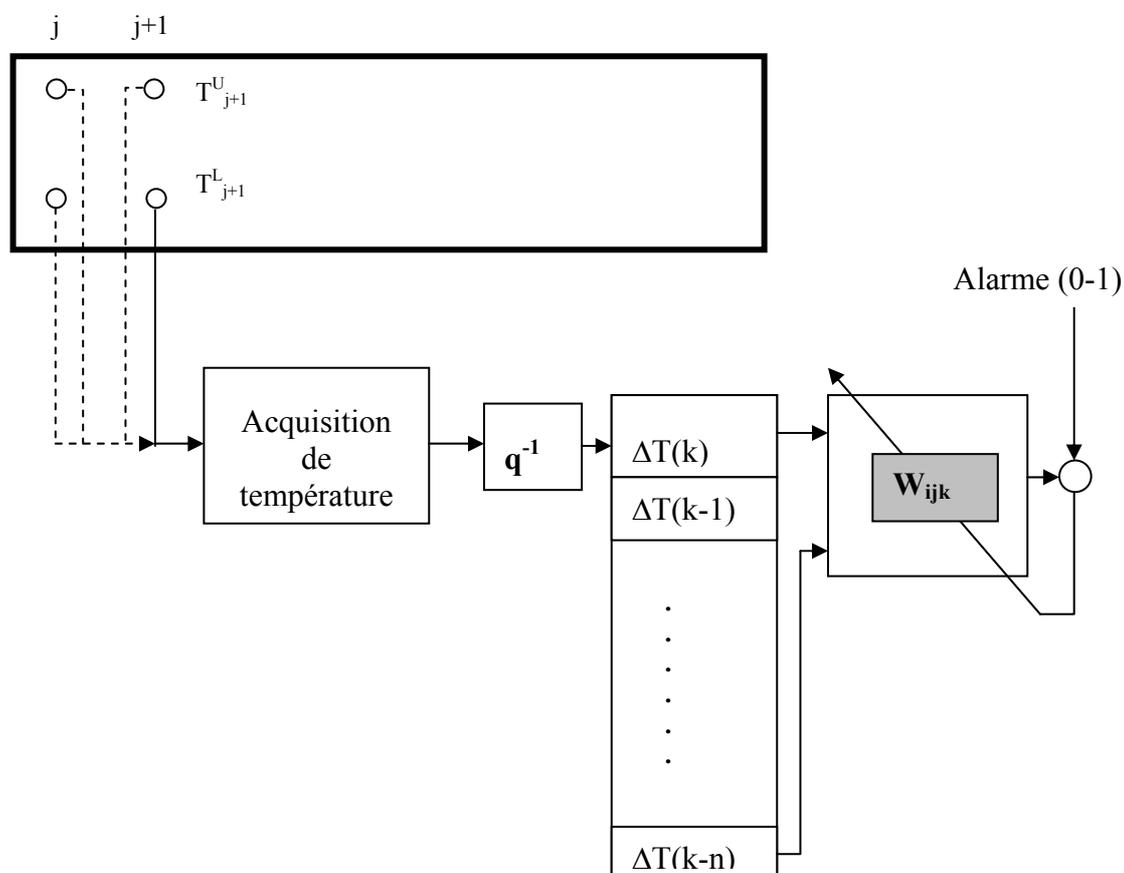


Fig. 4.10: Principe d'apprentissage

Après plusieurs essais de simulation on a obtenu une structure optimale du réseau de neurones avec un nombre de neurones dans la couche d'entrée égal à soixante ($n=60$), 15 neurones dans la première couche cachée et un neurone dans la couche de sortie correspondant au signal d'alarme

Après la convergence du processus d'apprentissage, les poids \mathbf{W}_{ijk} du réseau sont collectés, stockés et sauvegardés dans un fichier pour être utilisé ultérieurement dans le modèle de détection.

La figure **4.11** montre les résultats d'apprentissage en utilisant des données de percées de la compagnie Allemande sidérurgique EKO STAHL. Cette base de données de percées a été obtenue par un modèle de détection conventionnelle, on remarque le passage du signal d'alarme de l'état 0 à l'état 1 à l'instant d'échantillonnage 400.

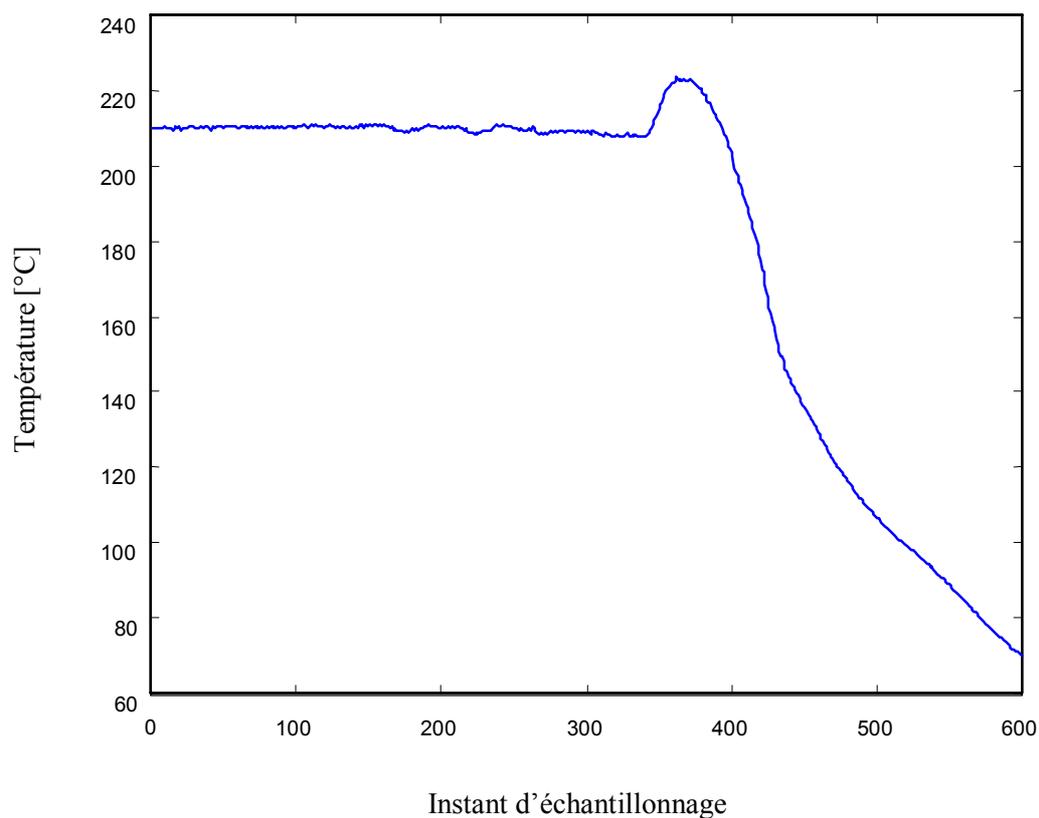


Fig. 4.11a: Exemple de variations du profil thermique lors d'une percée

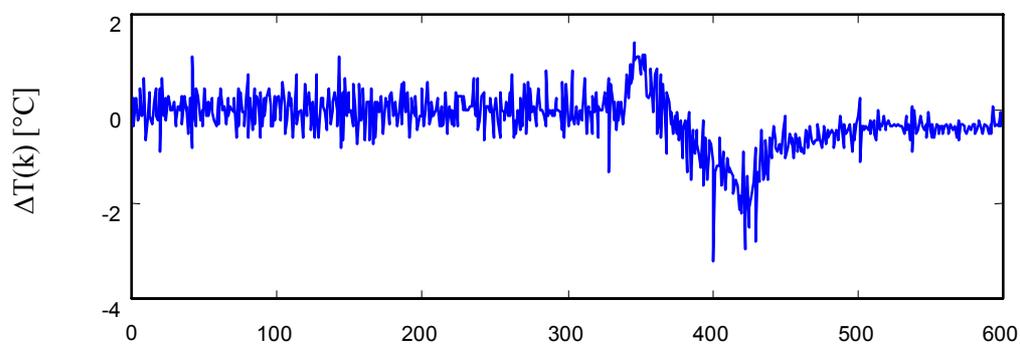


Fig. 4.11b: Différentiation equ(4.8)

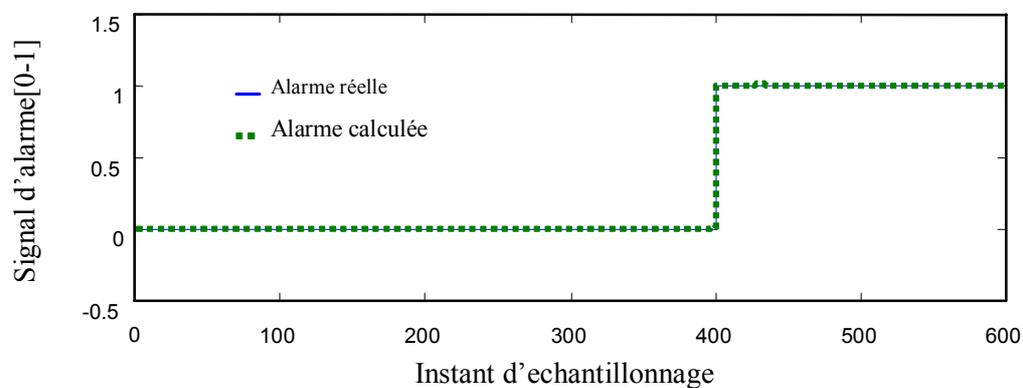


Fig. 4.11c: Alarmes réelle et calculée

4.3.3.1.2 Modèle spatial

Le modèle spatial assume l'interaction entre les thermocouples supérieur (j)-supérieur (j+1) et supérieur(j)-inférieur(j+1).

O_1 est l'alarme générée par le modèle aux différences pour le thermocouple supérieur (j+1)

O_2 est l'alarme générée par le modèle aux différences pour le thermocouple supérieur (j)

O_3 est l'alarme générée par le modèle aux différences pour le thermocouple inférieur (j+1)

La figure 4.12 donne le principe d'obtention d'alarme finale, la figure 4.12a donne la structure du modèle spatial. La figure 4.12b illustre l'architecture du réseau de neurones.

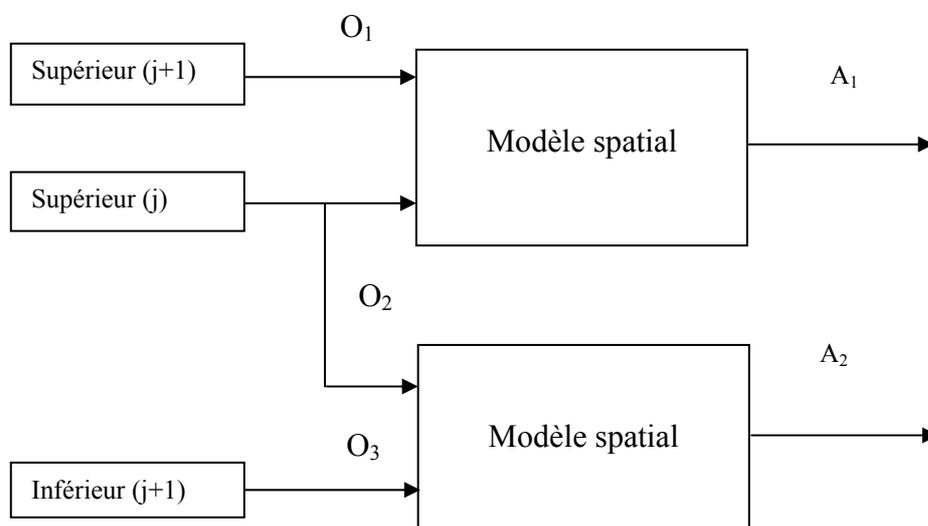


Fig. 4.12a: Structure du modèle spatial

$$A_1 = NN_s(O_1, O_2) \tag{4.9}$$

$$A_2 = NN_s(O_2, O_3) \tag{4.10}$$

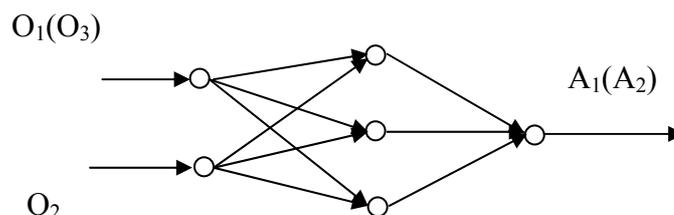


Fig. 4.12b: Architecture du réseau de neurones

Le tableau 4.1 décrit la relation logique du modèle spatial pour l'unité de traitement supérieure.

O ₁	O ₂	A ₁	O ₂	O ₃	A ₂
0	0	0	0	0	0
0	1	0	0	1	0
1	1	1	1	1	1
1	0	0	1	0	0

Tableau. 4.1: Tableau logique du modèle spatial (Unité de traitement supérieure)

4.3.3.2 Unité de traitement inférieure

Les unités de traitement inférieures assurent une surveillance des percées en utilisant le modèle aux différences lié à la différence de la température entre les thermocouples supérieurs et inférieurs. Il considère également le modèle spatial pour analyser l'interaction entre les thermocouples inférieurs et supérieurs.

4.3.3.2.1 Modèle aux différences

Pour l'unité de traitement inférieur, il est considéré la différence entre les températures supérieure et inférieure.

$$\Delta T^{U-L}(k) = T^U(k) - T^L(k) \quad (4.11).$$

De la même manière que la section (4.3.3.1.1) le modèle d'alarme est défini par:

$$Alarm = NN[\Delta T^{U-L}(k)] \quad (4.12)$$

La figure 4.13 illustre le principe d'apprentissage en utilisant la différence $\Delta T^{U-L}(k)$ entre les thermocouples supérieurs et inférieurs en utilisant des données de percées d'EKO STAHL. Ces percées ont été détectées par un système conventionnel. A l'instant d'échantillonnage 400, l'alarme est activée en passant de 0 à 1.

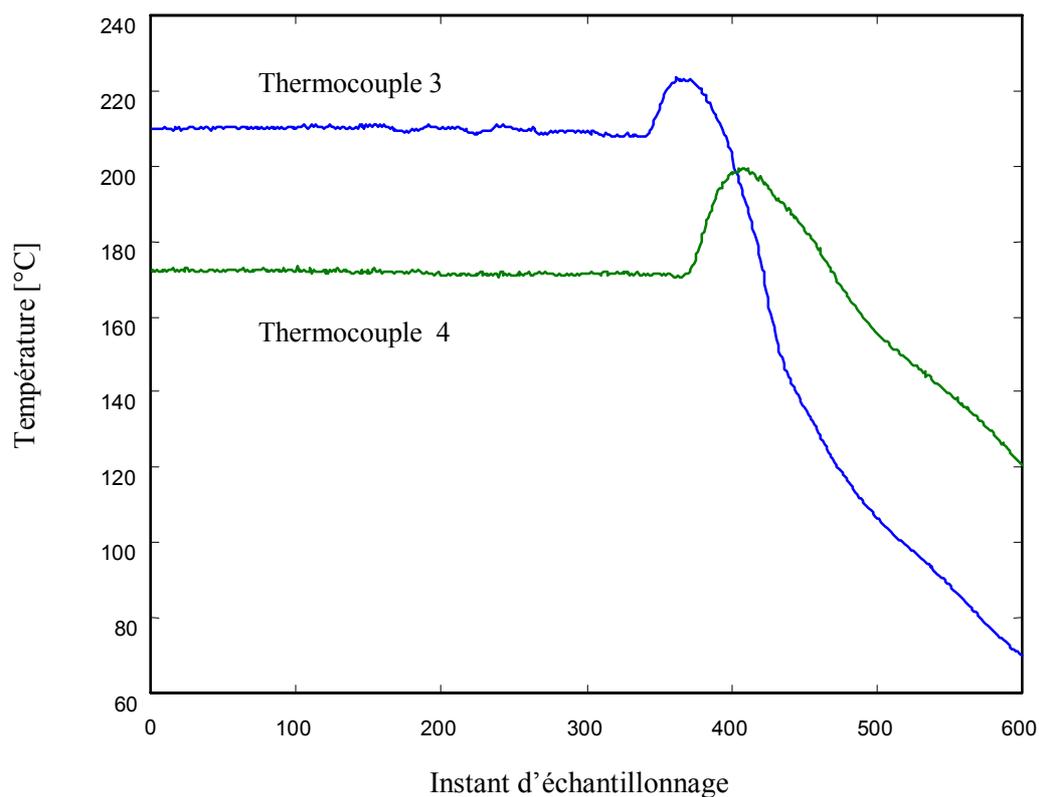


Fig. 4.13a: Variations des températures supérieure et inférieure

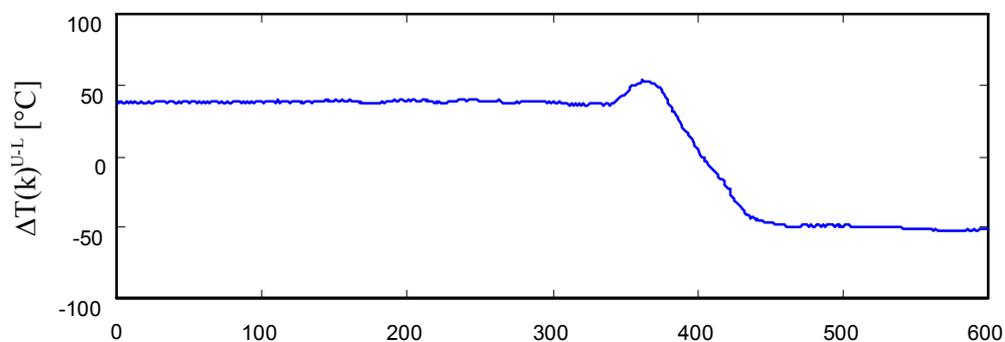


Fig. 4.13b: Différence $\Delta T(k)^{U-L}$ [3-4]

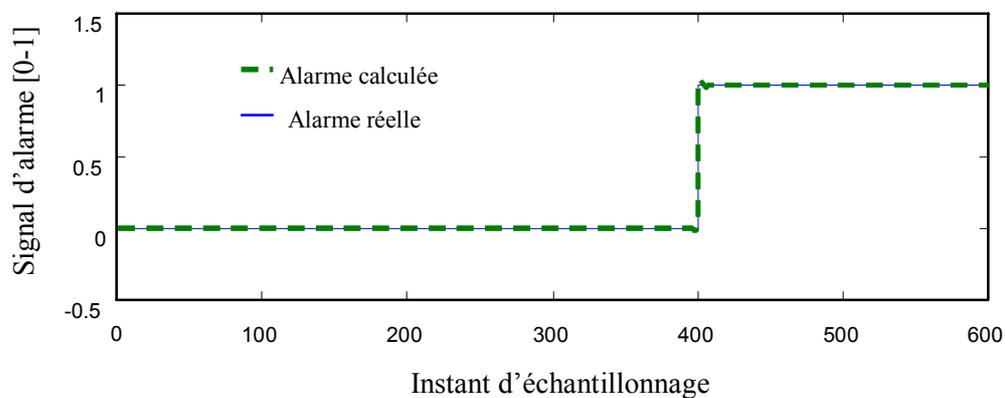


Fig. 4.13c: Alarmes réelle et calculée

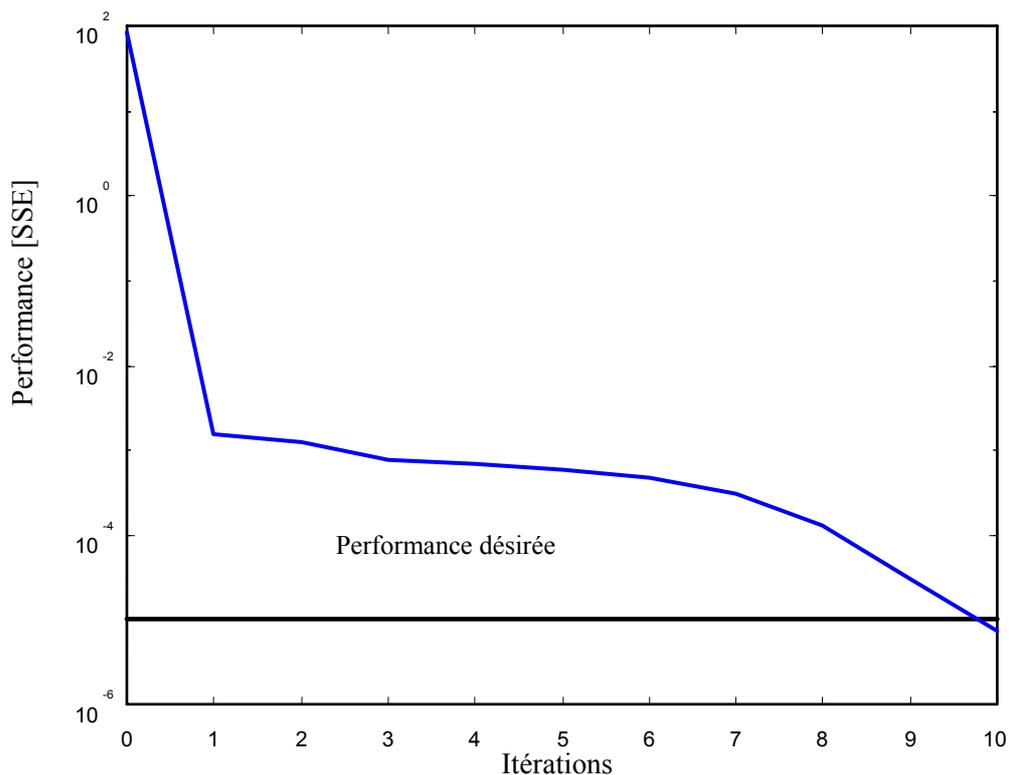


Fig. 4.13d: Convergence du processus d'apprentissage

4.3.3.2.2 Modèle spatial

O_4 est l'alarme générée par le modèle aux différences pour l'écart de température entre les thermocouple supérieur (j) et inférieur(j). O_5 est l'alarme générée par le modèle aux différences pour le thermocouple inférieur (j+1)

Le principe d'obtention de l'alarme finale est donné par le schéma suivant (**Fig. 4.14a**):

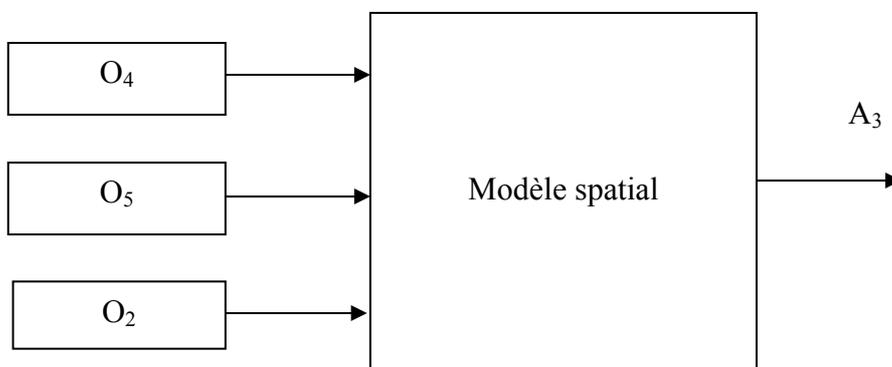


Fig. 4.14a: Modèle spatial (Unité de traitement inférieure)

$$A_3 = NN_s^L(O_2, O_4, O_5) \quad (4.13)$$

NN_s^L est un modèle à réseau de neurones donnée par la figure 4.14b.

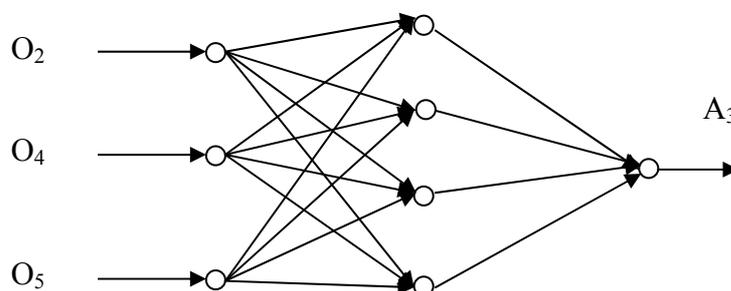


Fig. 4.14b: Architecture du réseau NN_s^L

Le tableau 4.2 définit la relation logique du modèle spatial correspondant à l'unité de traitement inférieure.

O_2	O_4	O_5	A_3
0	0	0	0
0	0	1	0
0	1	1	1
1	1	1	1
1	0	1	0
1	0	0	0
1	1	0	1
0	1	0	0

Tableau. 4.2: Tableau logique du modèle spatial (unité de traitement inférieure)

Le modèle NN_s^L est une combinaison de fonctions logiques AND et OR, il est défini comme :

$$A_3 = [(O_2 \text{ OR } O_5) \text{ AND } O_4] \quad (4.14)$$

4.3.4 Application

En utilisant une percée typique (changements d'alarme et de températures) détectée par le système conventionnel d'EKO STAHL, un modèle à réseau de neurones a été développé dans la section (4.3.3). Les modèles à réseau de neurones obtenus seront employés pour prédire une nouvelle série de percées.

Le principe de la figure 4.15 consiste à étudier la capacité du système développé à détecter des percées comparativement au système conventionnel.

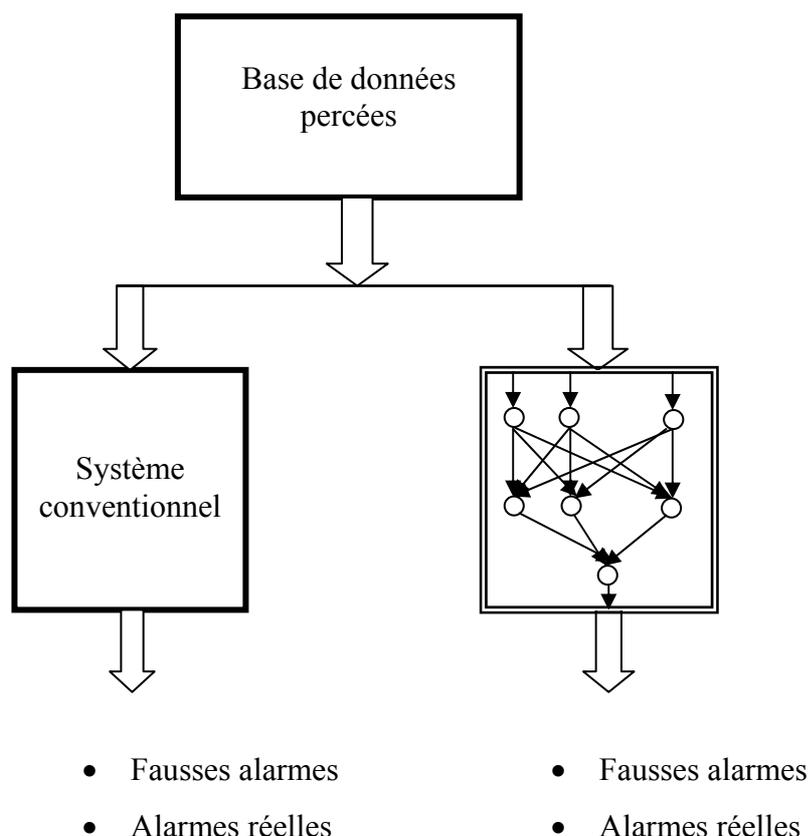


Fig. 4.15: Comparaison de la capacité de détection entre les systèmes conventionnels et à réseau de neurones

4.3.4.1 Application à la détection de percées réelles

Dans les figures suivantes, les alarmes sont détectées par le système conventionnel à l'instant d'échantillonnage 400.

La capacité du modèle de réseau de neurones à prédire des vraies alarmes sera examinée par une nouvelle série de percées.

Dix (10) vraies percées ont été considérées. Dans ce qui suit, chaque figure contient les variations des températures mesurées autour du point de collage. Les traitements sont effectués par les unités de traitement inférieur et supérieur. Les résultats d'application sont donnés par les figures. 4.16, 4.17, 4.18 et 4.19.

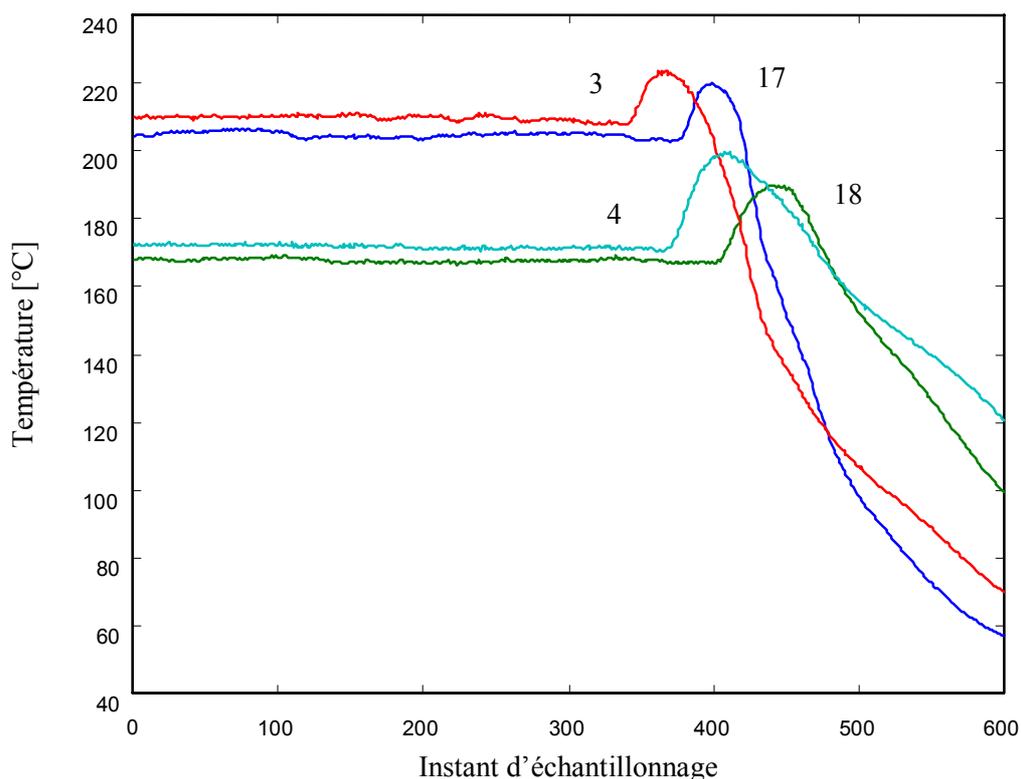


Fig. 4.16a: Percée réelle Nr 1: Noeud de thermocouple [17-3-18-4]

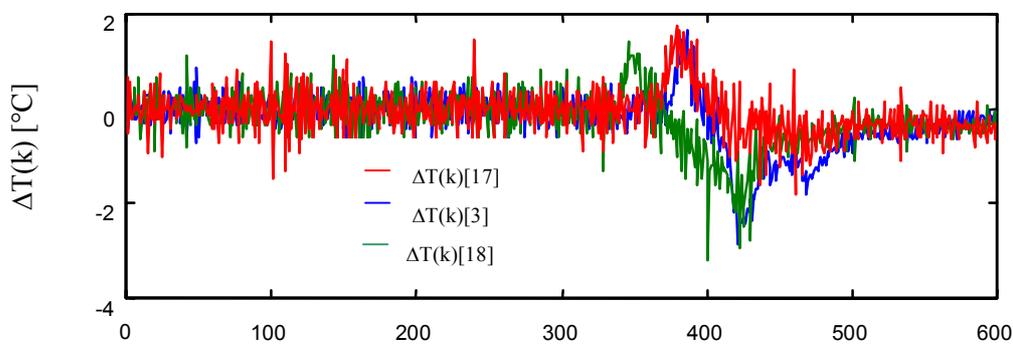


Fig. 4.16b: Différentiation equ(4.8)

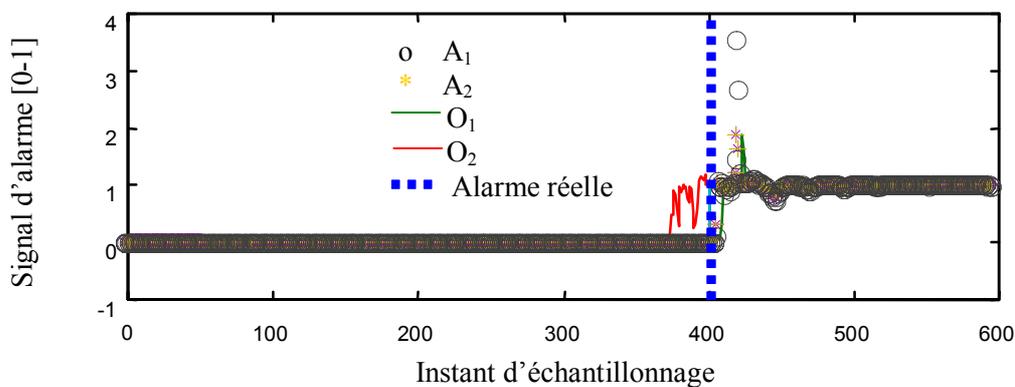


Fig. 4.16c: Alarmes calculée et réelle

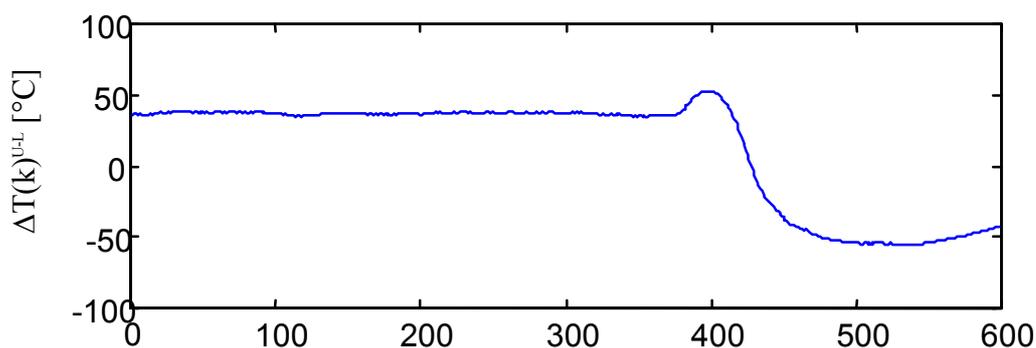


Fig. 4.16d: Différence $\Delta T(k)^{U-L}[17-18]$

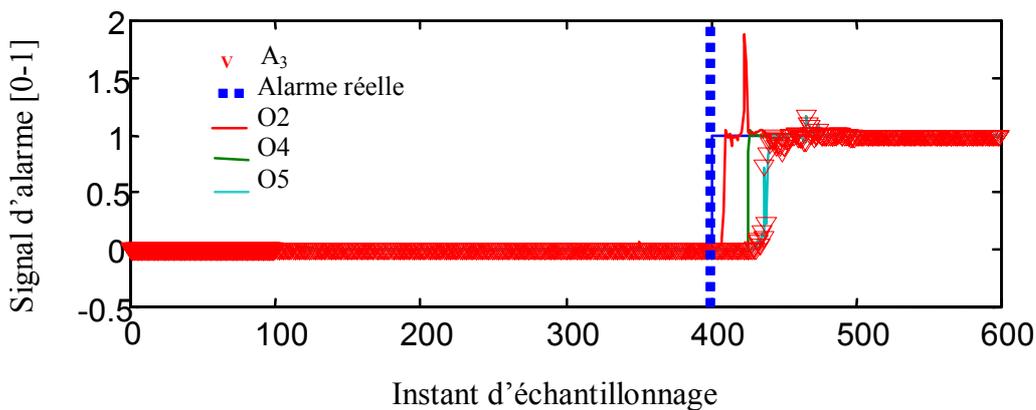


Fig. 4.16e: Alarmes réelle et calculée

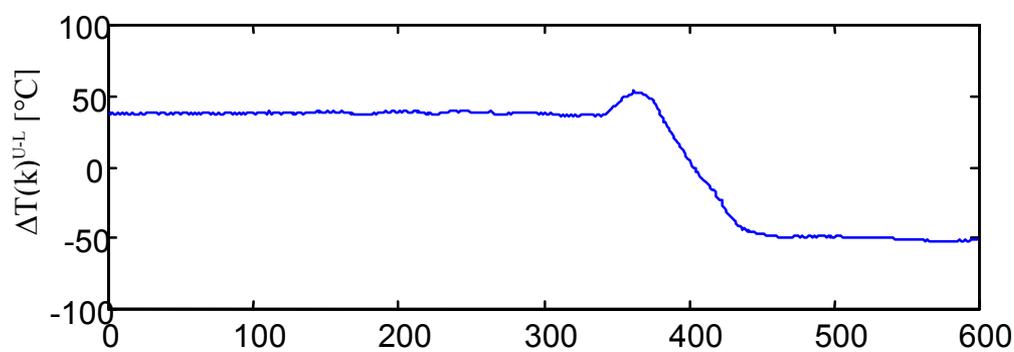


Fig. 4.16f: Différence $\Delta T(k)^{U-L}[3-4]$

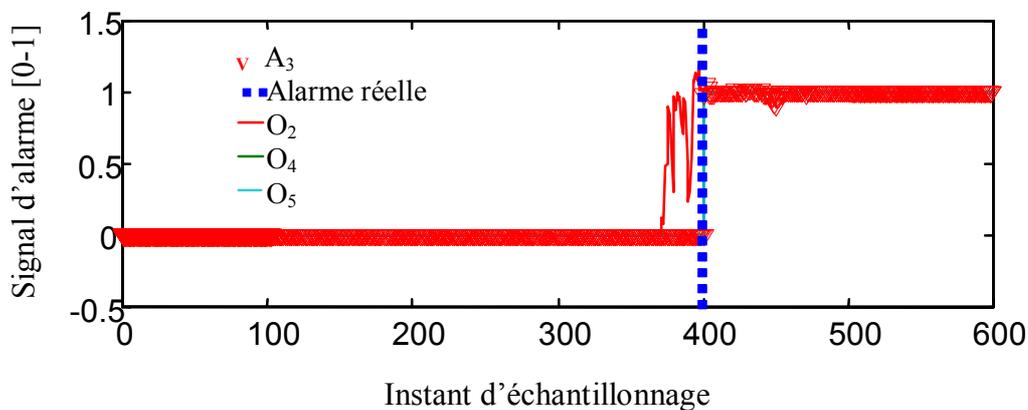


Fig. 4.16g: Alarmes réelle et calculée

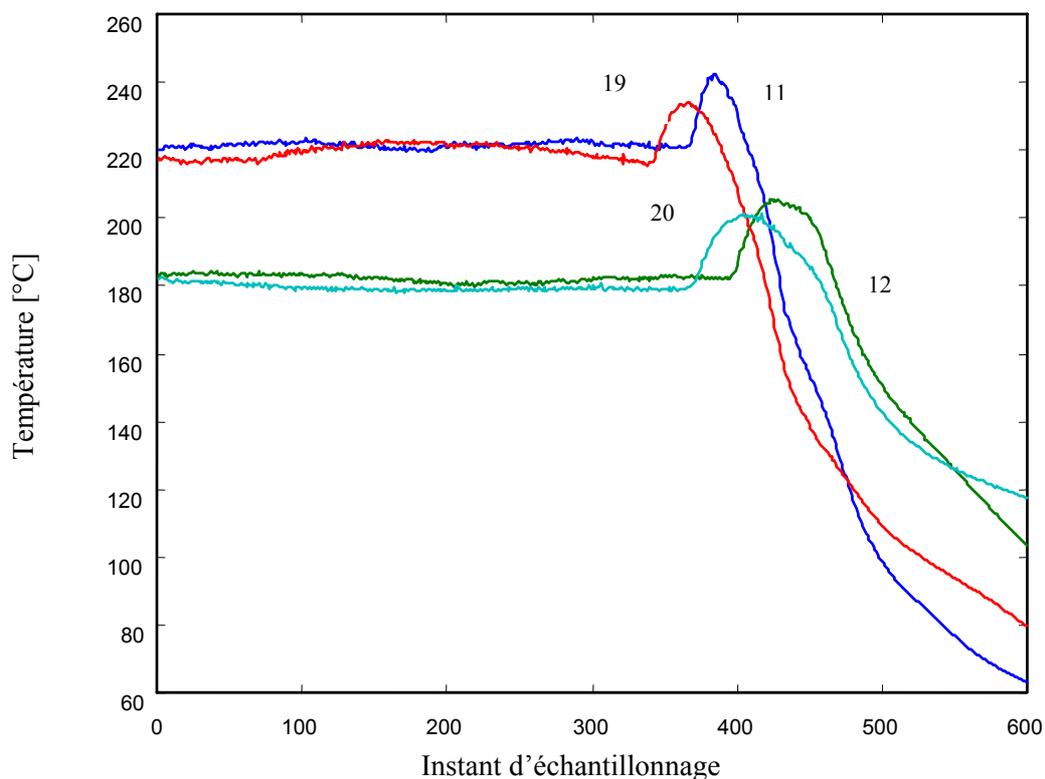


Fig. 4.17a: Percée réelle Nr 1: Noeud de thermocouple [19-20-11-12]

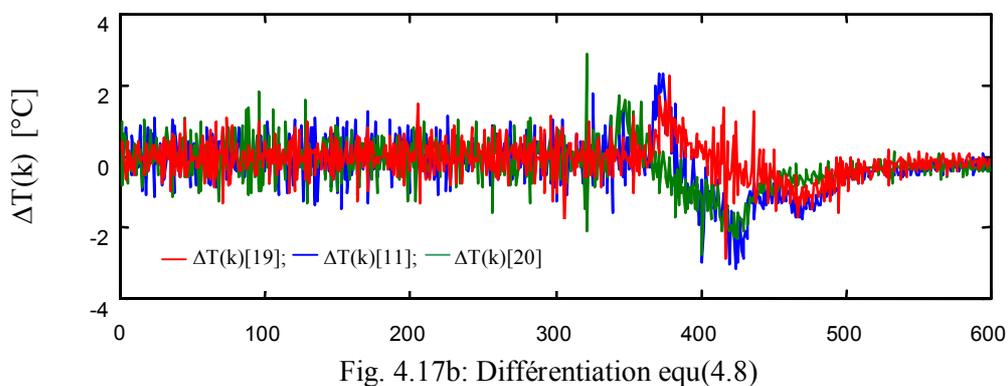


Fig. 4.17b: Différentiation equ(4.8)

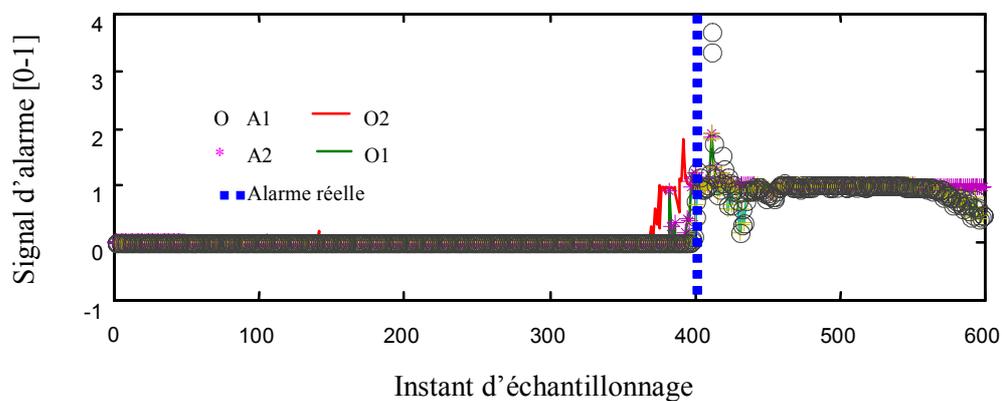


Fig. 4.17c: Alarmes réelle et calculée

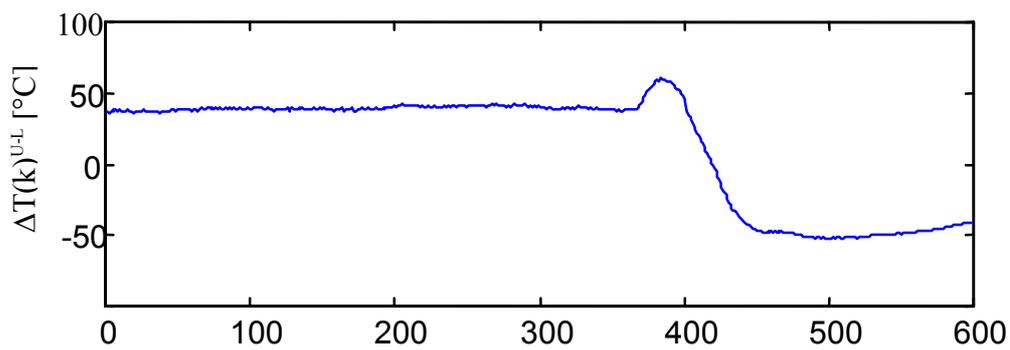


Fig. 4.17d: Différence $\Delta T(k)^{U-L}$ [19-20]

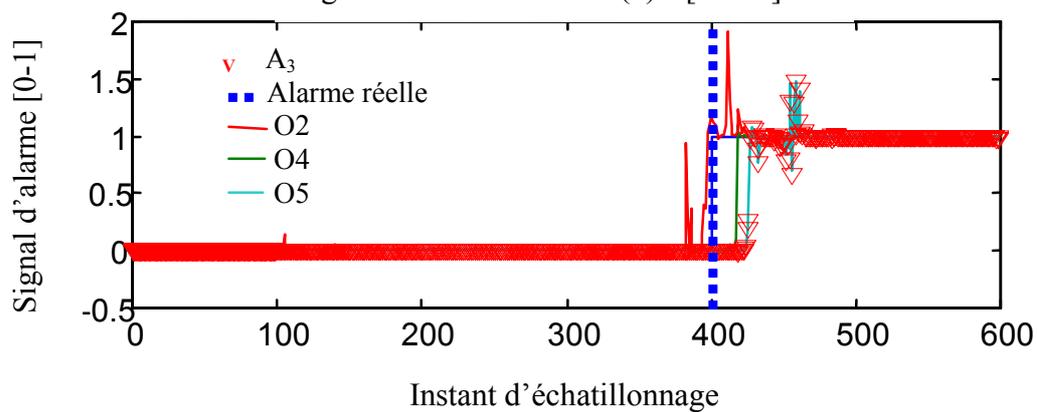


Fig. 4.17e: Alarmes réelle et calculée

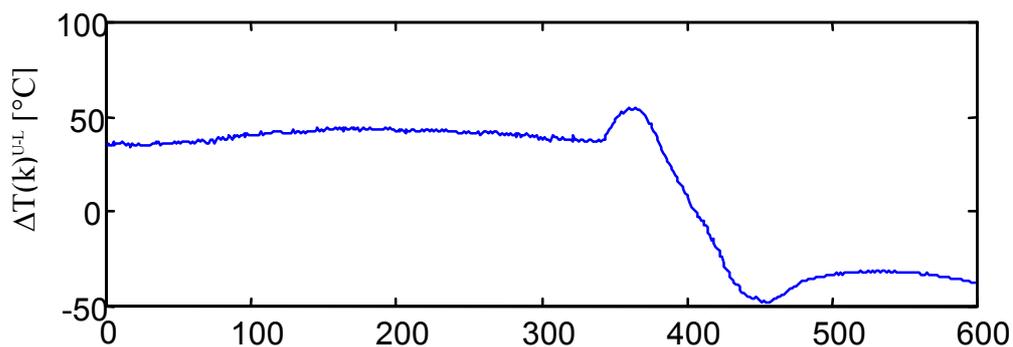


Fig. 4.17f: Différence $\Delta T(k)^{U-L}$ [11-12]

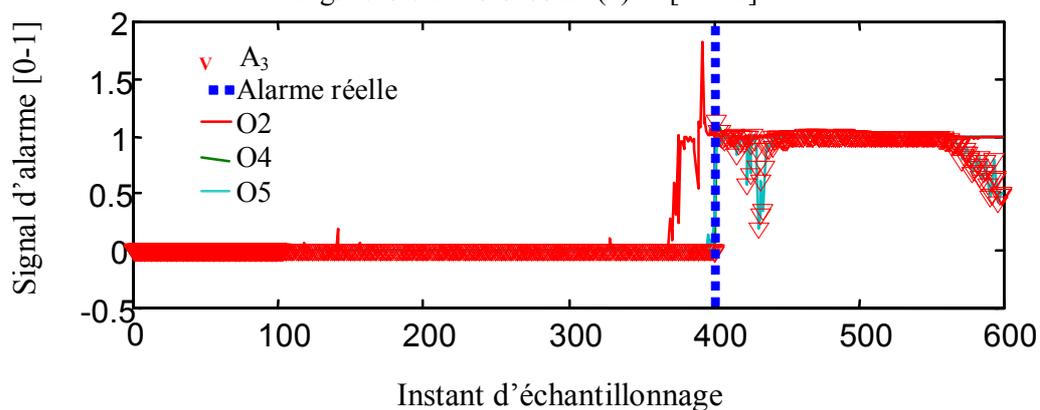


Fig. 4.17g: Alarme réelle et calculée

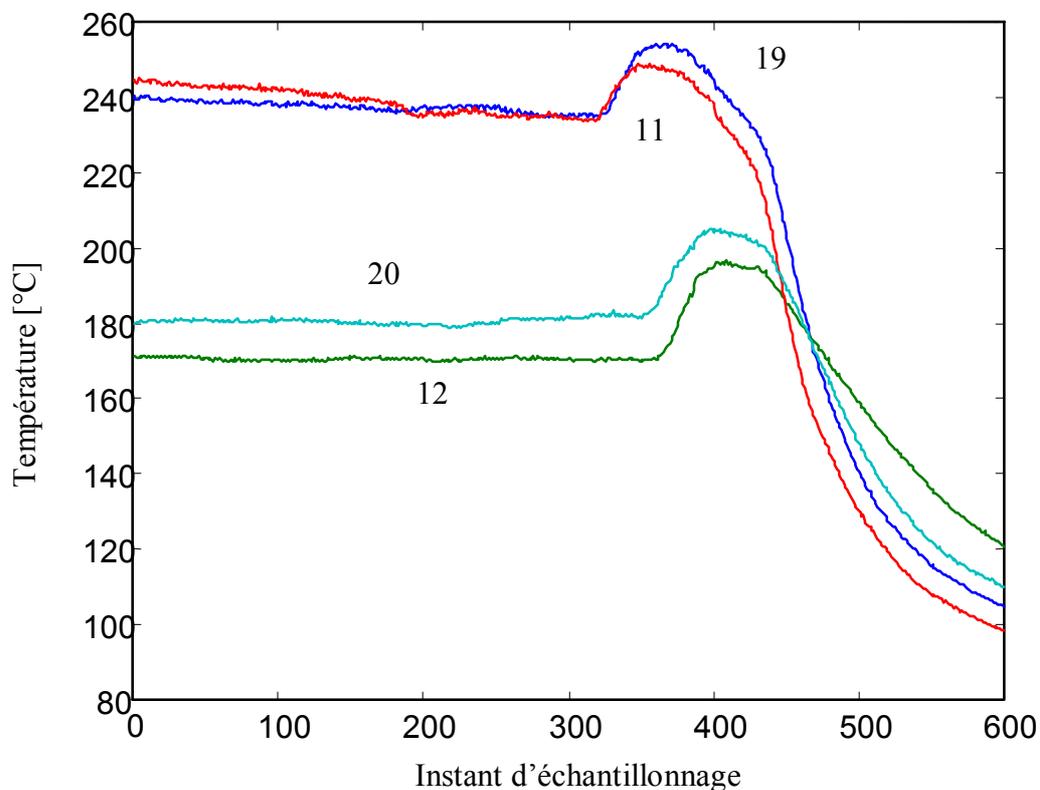


Fig. 4.18a: Percée réelle Nr 2: Noeud de thermocouple [19-20-11-12]

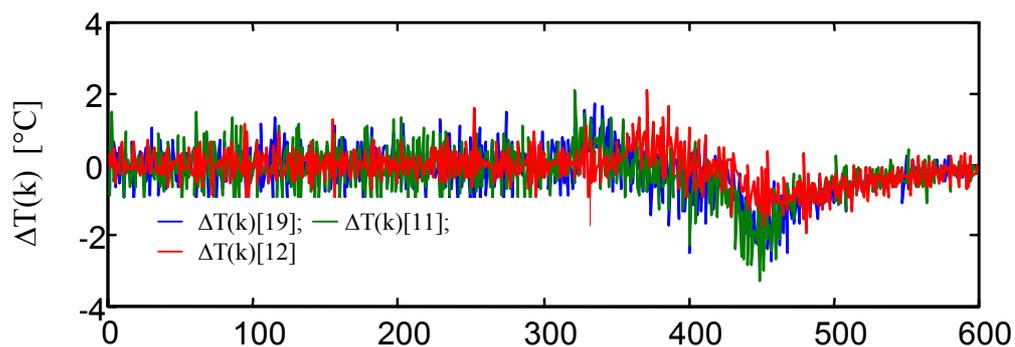


Fig. 4.18b: Différentiation equ(4.8)

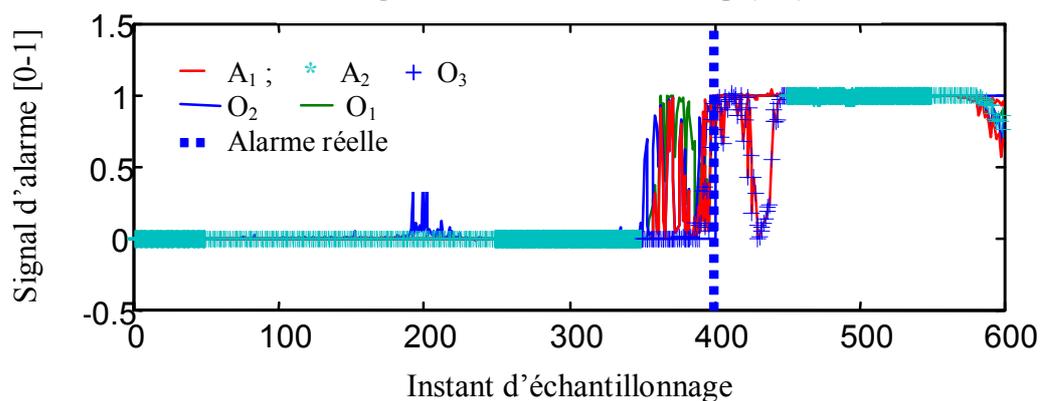


Fig. 4.18c: Alarme calculée et réelle

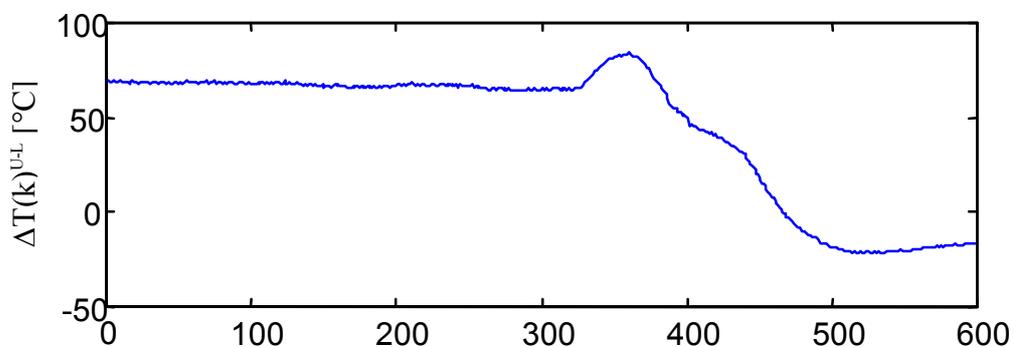


Fig. 4.18d: Différence $\Delta T(k)^{U-L}[11-12]$

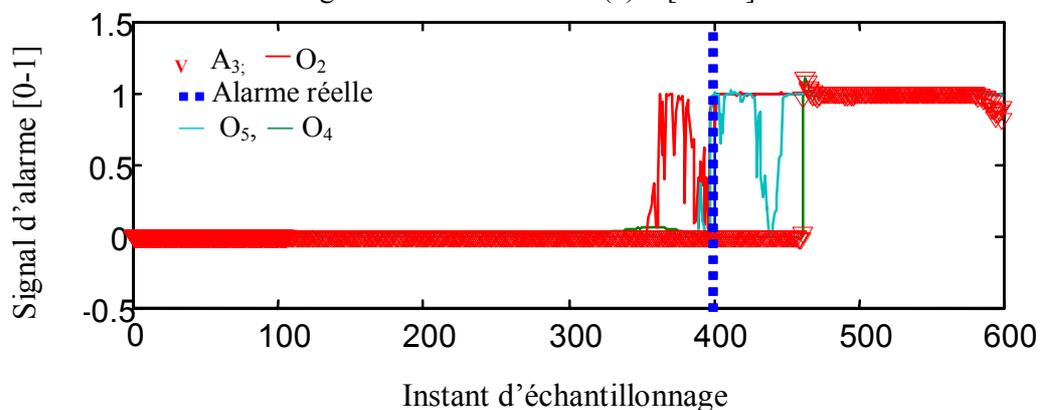


Fig. 4.18e: Alarmes réelle et calculée

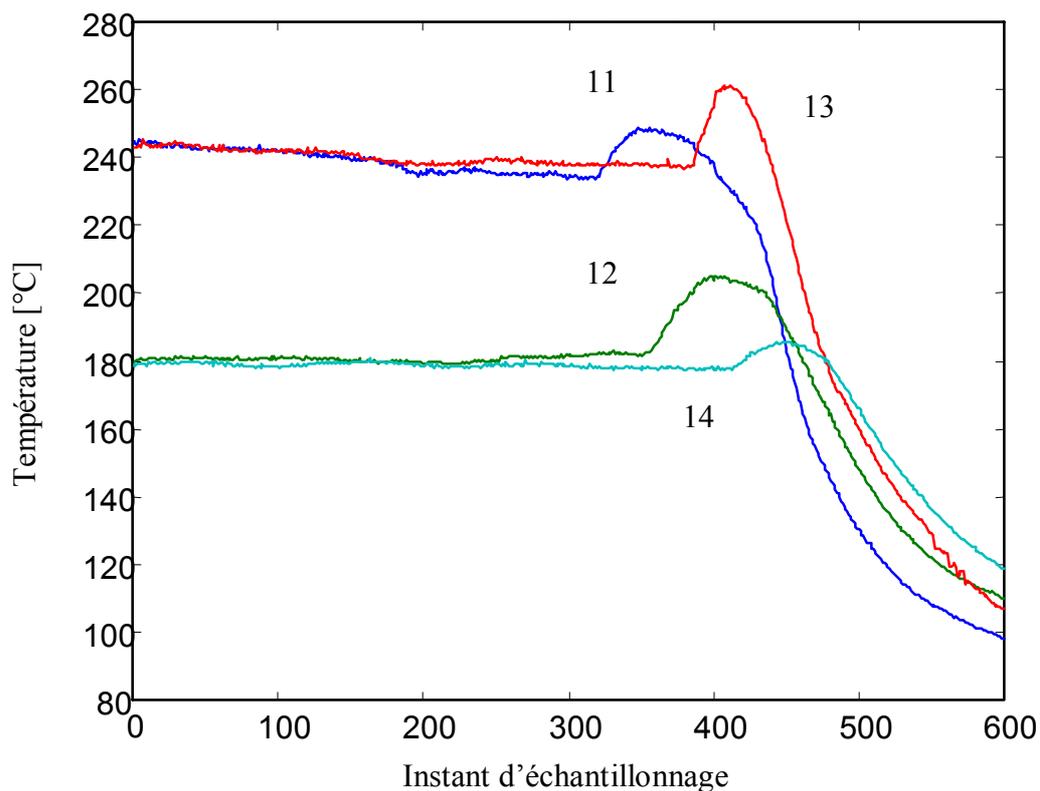


Fig. 4.19a: Percée réelle Nr 2: Noeud de thermocouples [13-11-12-14]

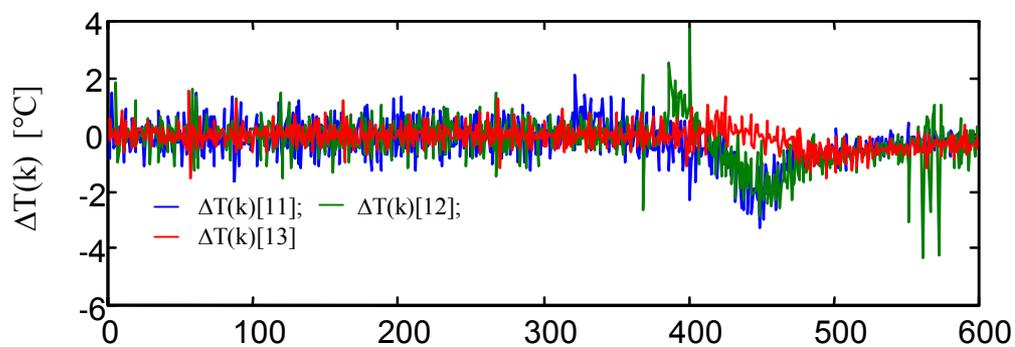


Fig. 4.19b: Différentiation (4.8)

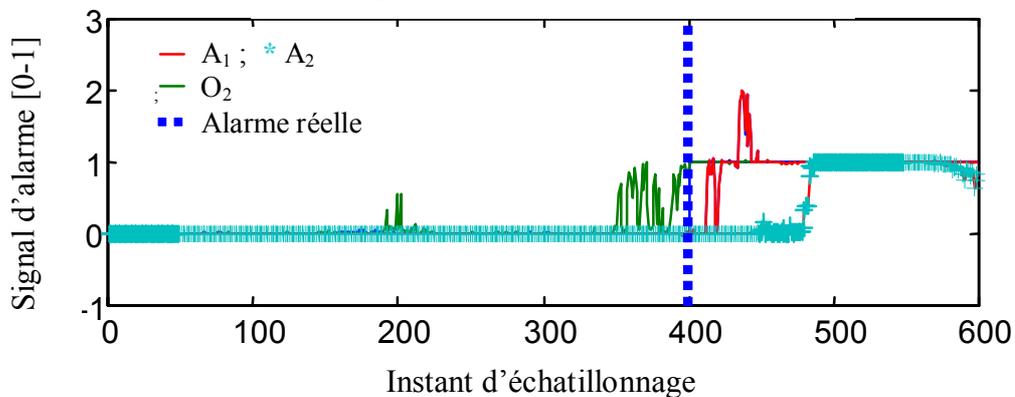


Fig. 4.19c: Alarmes réelle et calculée

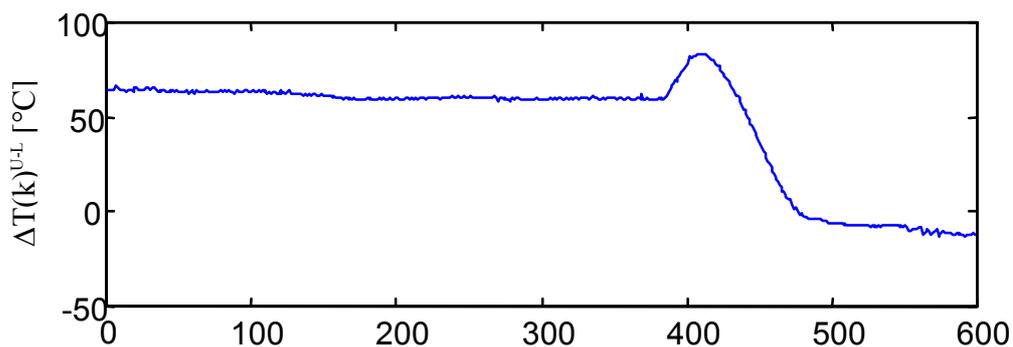


Fig. 4.19d: Différence $\Delta T(k)^{U-L}$ [13-14]

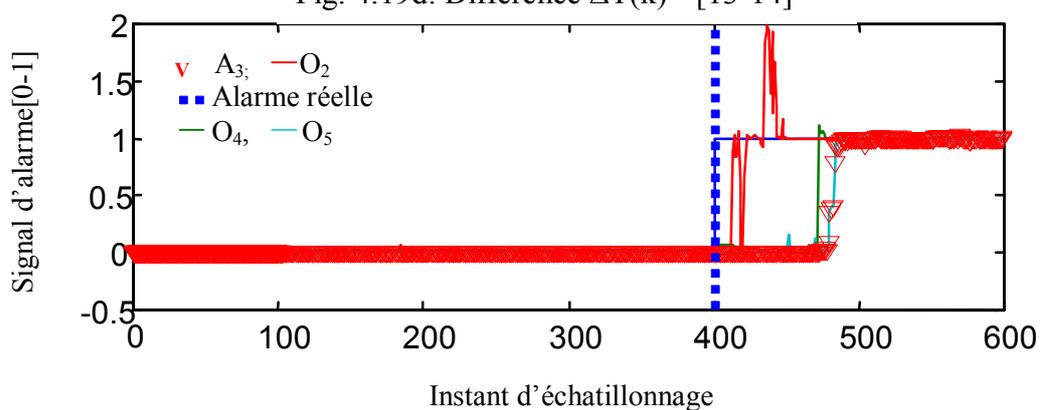


Fig. 4.19e: Alarmes réelle et calculée

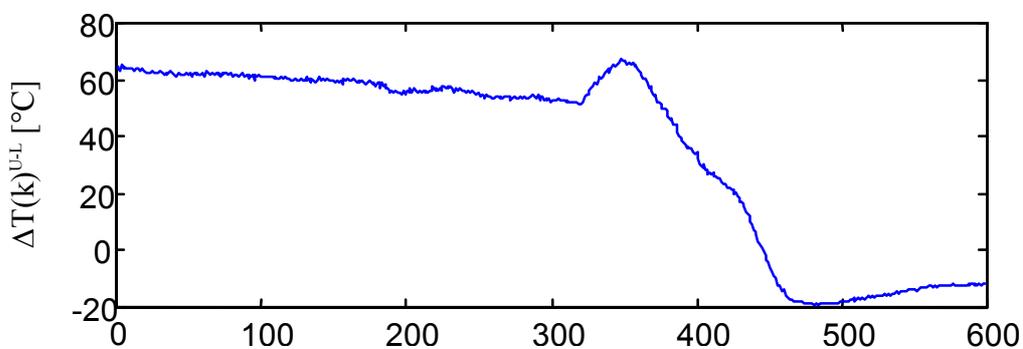


Fig. 4.19f: Différence $\Delta T(k)^{U-L}$ [11-12]

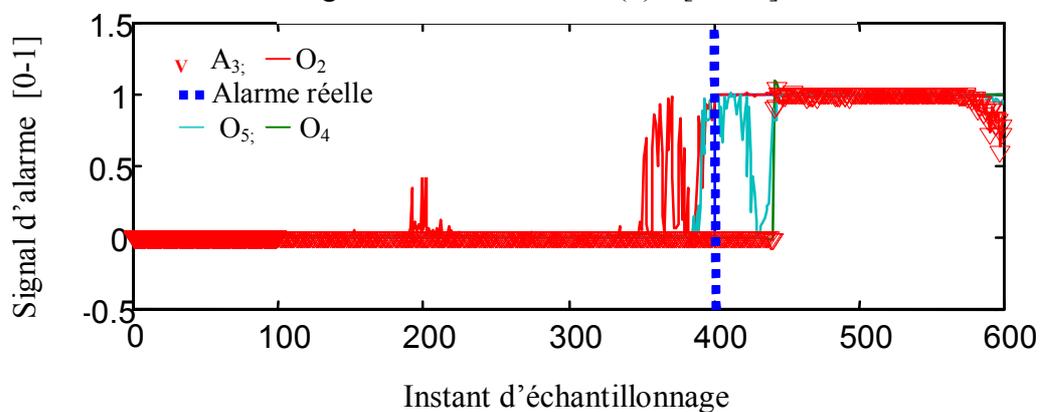


Fig. 4.19g: Alarmes réelle et calculée

4.3.4.2 Application à la détection des fausses alarmes

Dans cette section, il est considéré les fausses alarmes détectées par le système conventionnel à l'instant d'échantillonnage 400.

Les fausses alarmes sont des alarmes détectées par le système tandis qu'il n'y a aucune percée en réalité. Les fausses alarmes sont annoncées par le système conventionnel quand il y a des variations de la température mesurées sans génération de vraies percées. On peut observer cette situation lors de l'incrustation de scories ou des fluctuations de températures mesurées.

Ce travail considère quatre (4) fausses alarmes détectées par le système conventionnel d'EKO STAHL. Les résultats d'application du système développé sont donnés en figures.4.20, 4.21 et 4.22.

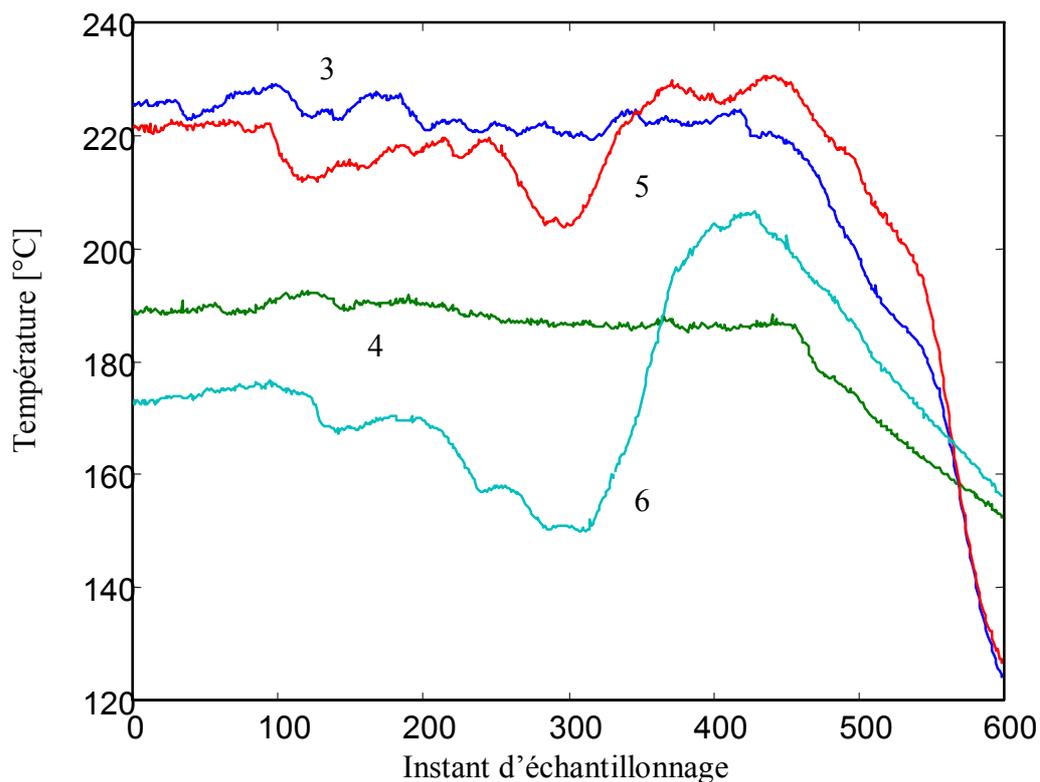


Fig. 4.20a: Fausse alarme Nr 1: Noeud de thermocouple [3-4-5-6]

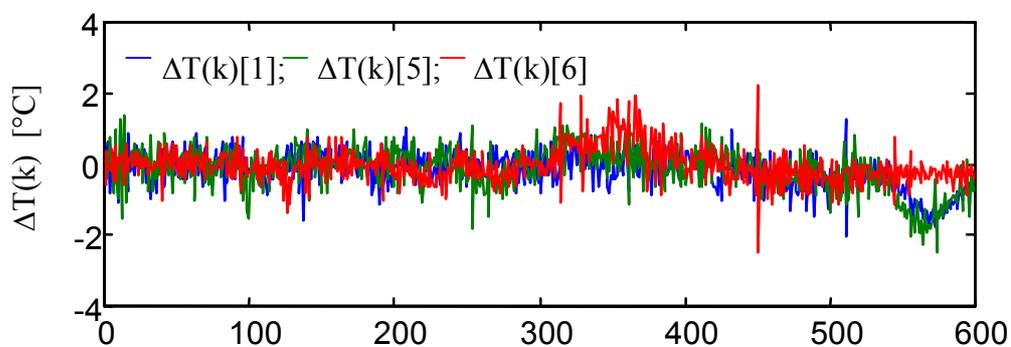


Fig. 4.20b: Différentiation equ(4.8)

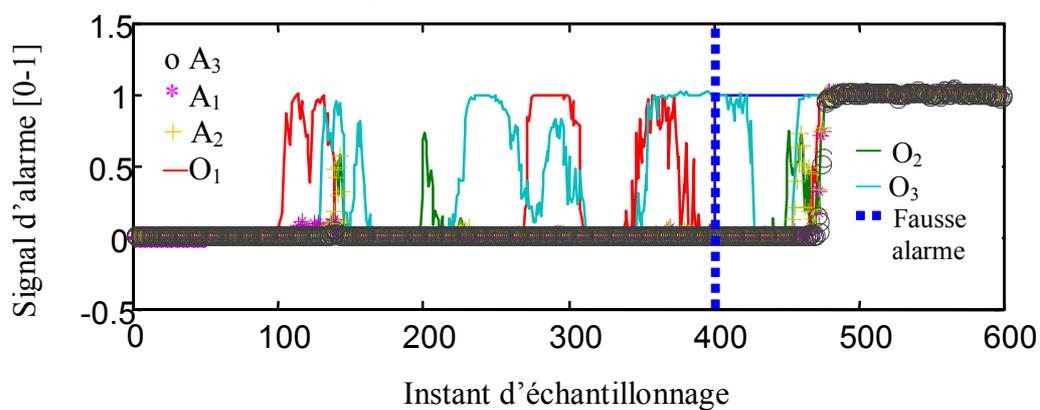


Fig. 4.20c: Alarmes réelle et calculée

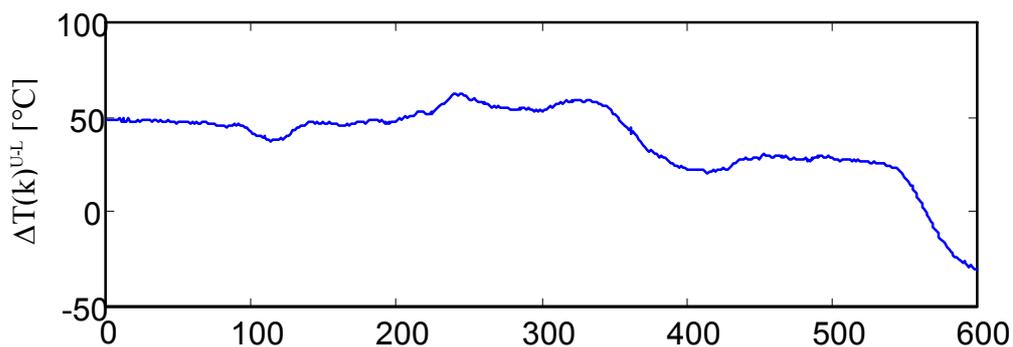


Fig. 4.20d: Différence $\Delta T(k)^{U-L}$ [5-6]

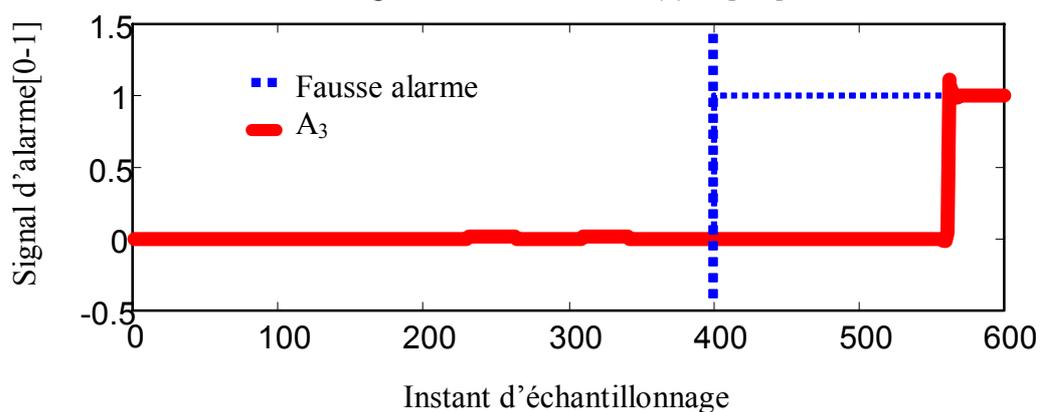


Fig. 4.20e: Alarmes réelle et calculée

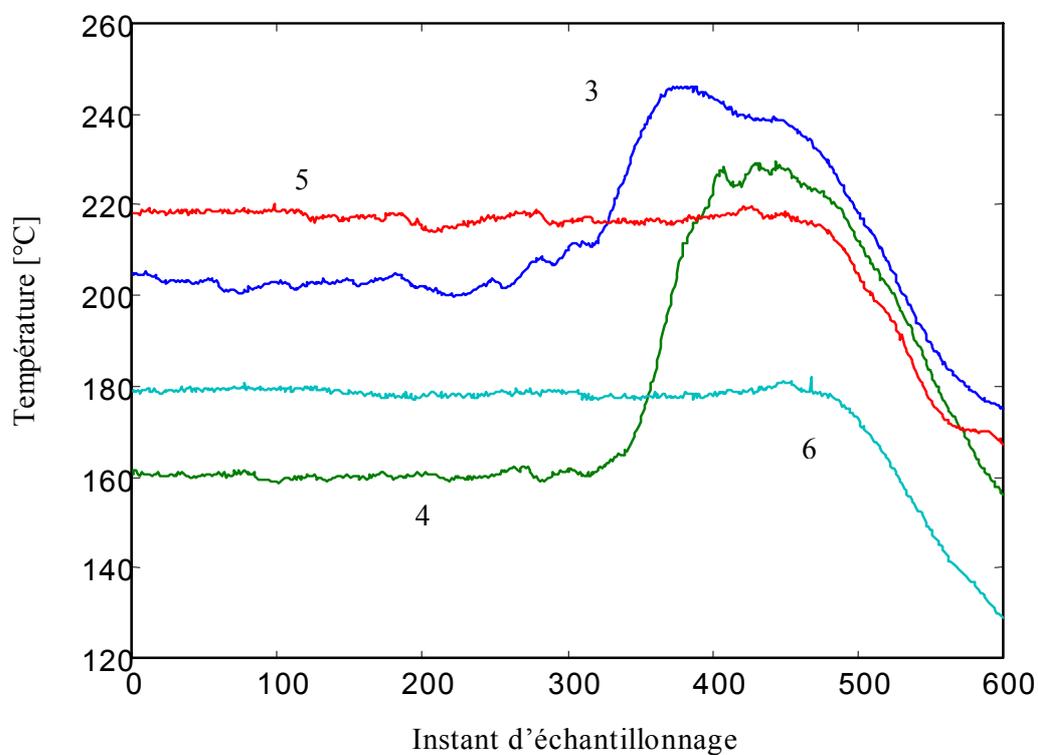


Fig. 4.21a: Fausse alarme Nr 2: Noeud de thermocouples[3-4-5-6]

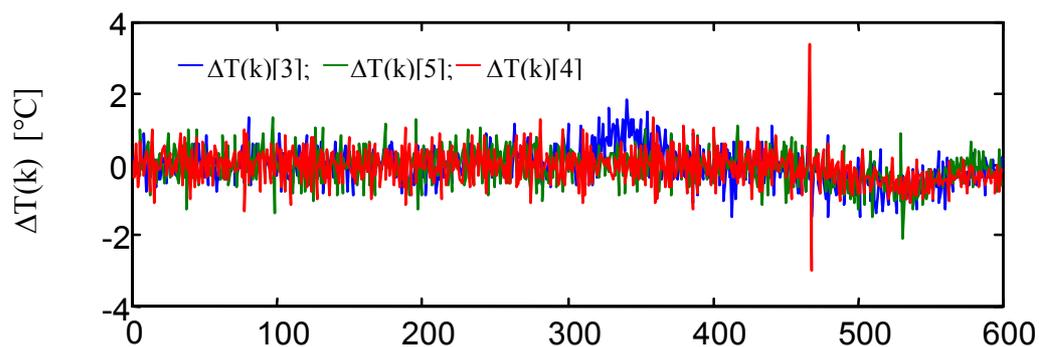


Fig. 4.21b: Différentiation equ(4.8)

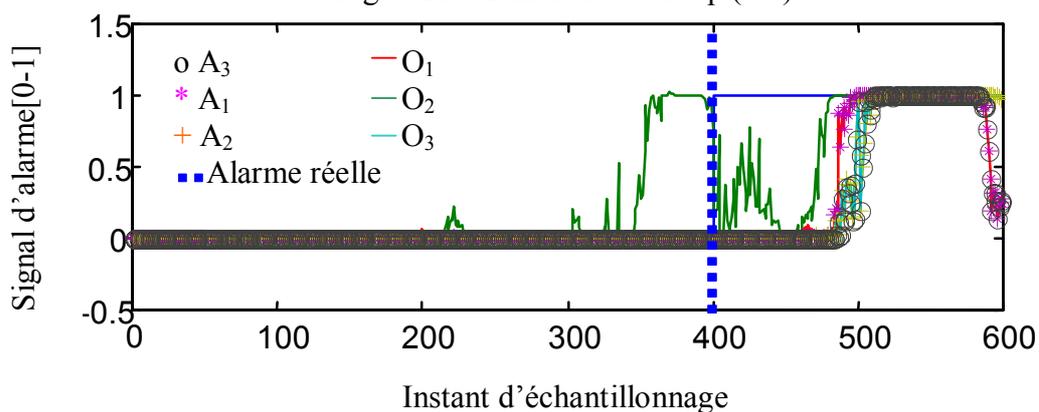


Fig. 4.21c: Alarmes réelle et calculée

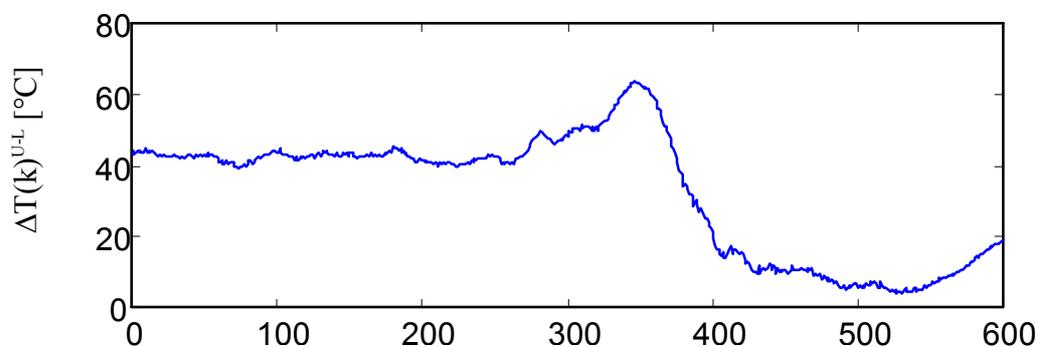


Fig. 4.21d: Différence $\Delta T(k)^{U-L}$ [3-4]

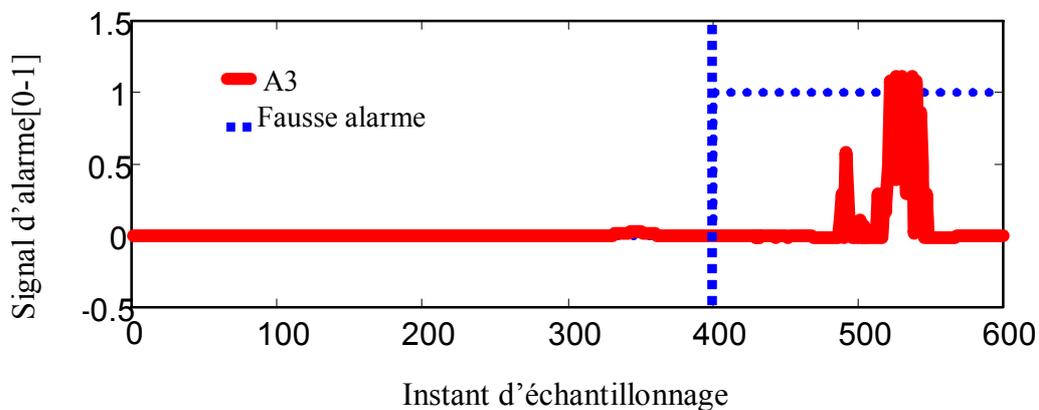


Fig. 4.21e: Alarmes réelle et calculée

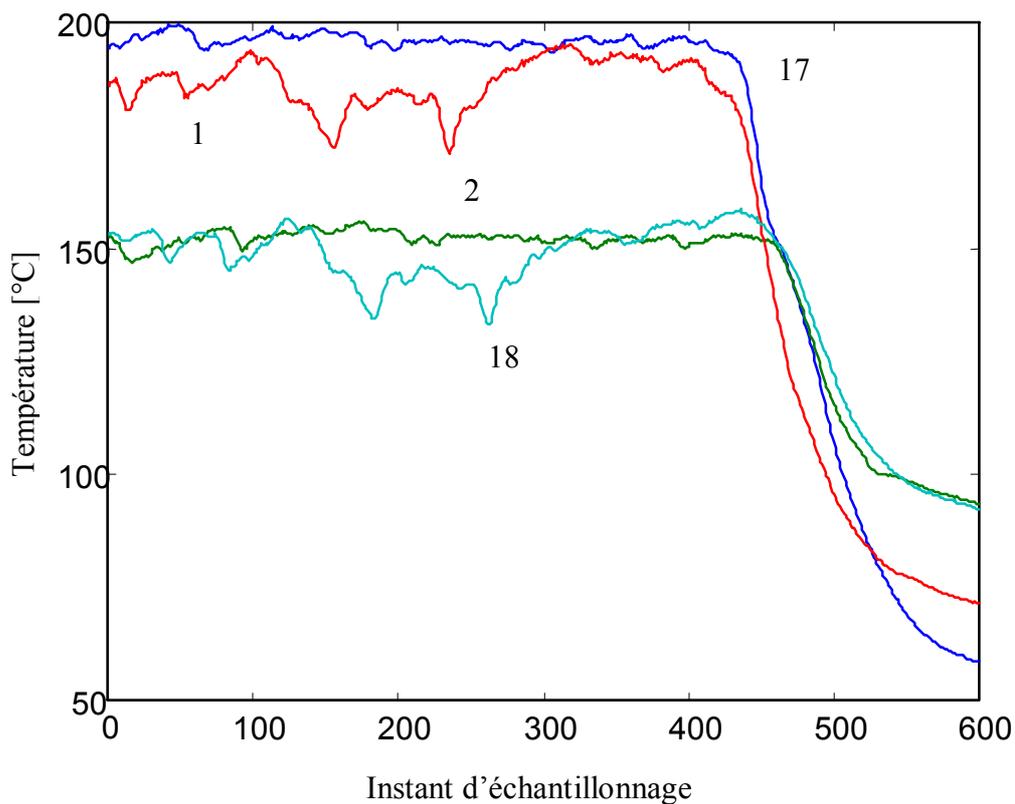


Fig. 4.22a: Fausse alarme Nr 3: Noeud du thermocouple [17-1-18-2]

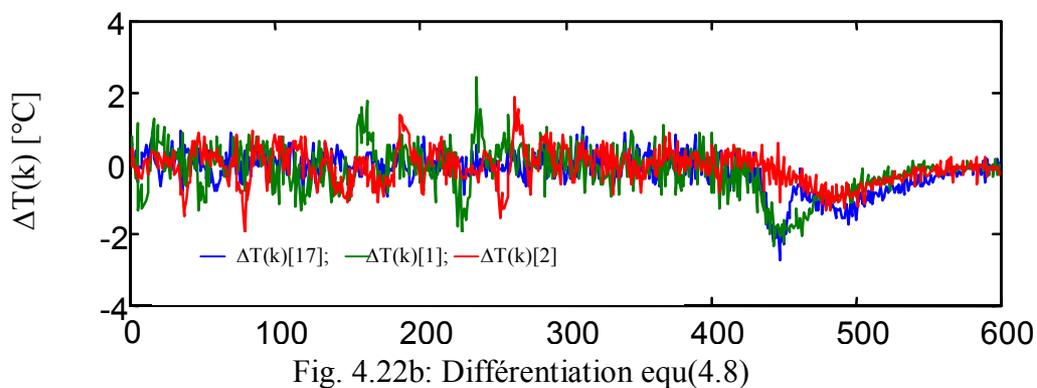


Fig. 4.22b: Différentiation equ(4.8)

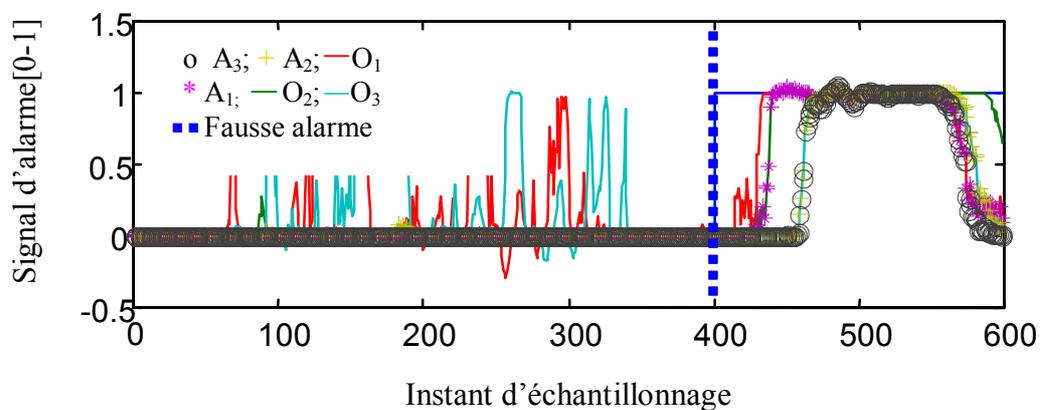


Fig. 4.22c: Alarmes réelle et calculée

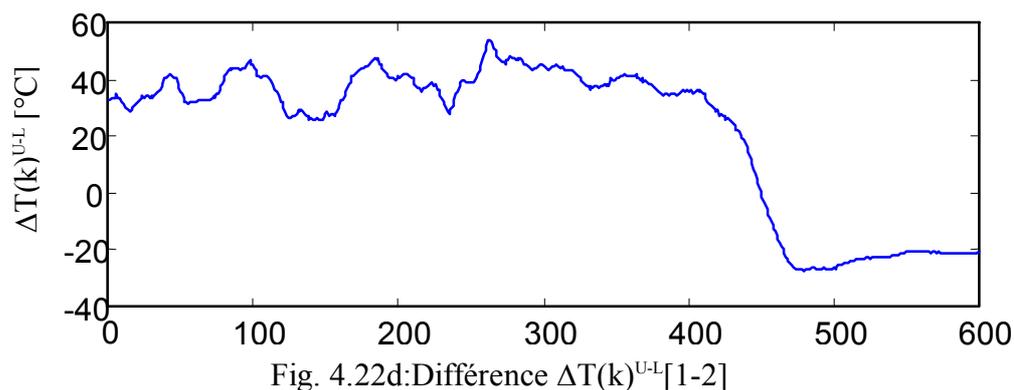
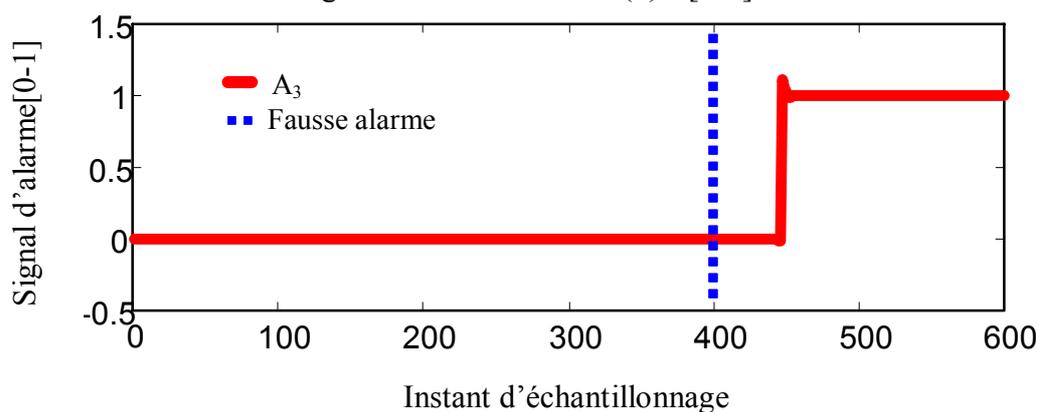

 Fig. 4.22d: Différence $\Delta T(k)^{U-L}[1-2]$


Fig. 4.22e: Alarmes réelle et calculée

4.3.5 Analyse des résultats

Comme présenté dans le tableau 4.3, les capacités du système de détection de percées développé ont été examinées par (10) percées réelles détectées par le système conventionnel employé par EKO STAHL.

Toutes les percées détectées par le système conventionnel l'ont été aussi sans aucun problème par le système développé basé sur les réseaux de neurones. La détection est réalisée par les unités de traitement supérieure et inférieures. Dans ce cas les deux systèmes de détection sont équivalents.

Système	Collage	Fausses alarmes	Percées
Conventionnel	10	4	0
Modèle à réseau de neurones	10	0	0

Table 4.3: Analyse des résultats de détection

Collage : Alarme a été produite et justifiée

Fausses alarmes : Alarme a été produite mais n'a pas été justifiée

Percées : Une percée s'est produite mais aucune alarme n'a été détectée

Dans le cas de la détection des fausses alarmes par le système conventionnel (fausse classification), le modèle développé a été examiné par quatre (4) fausses alarmes détectées par le système conventionnel d'EKO STAHL.

Le modèle développé n'a pas détecté toutes les fausses alarmes. Dans ce cas le modèle à réseau de neurones a une plus grande capacité de ne pas tenir compte des variations du champ de températures qui ne produisent pas de percées.

Comme présenté dans le tableau 4.3, l'objectif de réduire le taux de fausses alarmes a été atteint. Le système de détection développé était examiné par des cas de données réelles, les résultats obtenus confirment sa performance.

5. CONTROLE DU TRANSFERT DE CHALEUR EN ZONES SECONDAIRES

5.1 Introduction

En coulée continue, le contrôle du processus de refroidissement - solidification est basé sur l'adaptation du transfert thermique, ce dernier est directement lié à la vitesse de coulée. Dans la pratique, la vitesse de coulée est parfois continuellement variée par l'opérateur de coulée afin de palier aux conséquences de la variation des pertes thermiques et de la composition chimique de l'acier dans le répartiteur.

La plupart des schémas de commande sont basés sur la mise en œuvre de relations statiques entre la vitesse de coulée et le débit d'eau de refroidissement dans chaque zone. Ceci représente une commande en boucle ouverte (feedforward) qui ne régule pas la température de surface de la brique avec précision. Cette dernière est un paramètre important pour la qualité du produit. En aciérie, les changements de la vitesse de coulée affectent le régime global de transfert thermique.

Une opération de coulée optimale exige un ajustement des variables de processus c'est-à-dire le transfert thermique global qui dépend du point de fonctionnement, des nuances d'acier, du débit d'eau et plus particulièrement de la vitesse de coulée. Un modèle à réseau de neurones est utilisé pour l'identification et la commande non linéaire de transfert thermique dans le processus de coulée continue. Le modèle du processus a été développé en utilisant les bilans de transfert thermique. Une comparaison en boucle ouverte entre les résultats expérimentaux de conduite du refroidissement et ceux de la simulation par modèle ont été considérés. L'adaptation du modèle employé assure une optimisation de la commande de la température de surface de la brique. La régulation de cette température est très importante particulièrement pour les nuances d'acier sensibles. Un tel objectif ne peut être réalisé d'une façon optimale sans l'utilisation des techniques de commande plus élaborées. Nous proposons une commande à base de modèle à réseau de neurones sachant que le processus est fortement non linéaire et ayant des perturbations tel que la variation de la température d'eau et de sa chaleur spécifique. En sidérurgie, le processus de coulée continue assure la formation de brames en acier obtenues par le passage de l'acier liquide par plusieurs zones de refroidissement. Dans cette phase, l'acier liquide est versé dans la lingotière de paroi extérieure refroidie à l'eau courante.

L'acier pénètre dans les zones de refroidissement à une vitesse de coulée et un débit d'eau de refroidissement constants.

La qualité finale de l'acier solidifié dépend de son histoire thermique dans les différentes zones de refroidissement. Il est donc nécessaire de contrôler le refroidissement à base des événements de coulée tels que les variations des pertes thermiques en poche, de la vitesse de coulée et des différentes dissipations thermiques. Dans la plupart des applications industrielles, le débit d'eau de refroidissement est ajusté sur la base de la vitesse de coulée par des corrélations linéaires entre le débit d'eau de refroidissement et la vitesse d'extraction de la brame [1-3]. Cette approche de commande est inefficace dans le régime transitoire du fait de la diffusion thermique et des relations non linéaires et non stationnaires entre le débit de l'eau et la vitesse de coulée [14-16]. Cette approche de commande n'est qu'une compensation statique et linéaire en boucle ouverte.

Durant la phase de refroidissement, la brame à haute température entre en contact direct avec l'eau de refroidissement ce qui provoque la formation d'oxydes appelés calamine, cette dernière affecte l'échange thermique et la stabilité de la température de surface de la brame. Les résultats d'études métallurgiques ont montré que les défauts extérieurs tels que les fissures et les ségrégations sont dus aux variations des températures dans les différentes zones de refroidissement. D'où la nécessité de contrôler la température dans ces zones. L'application de quantité d'eau appropriée est donc nécessaire. La variation de la température dans les zones de refroidissement génère un ensemble de caractéristiques physiques qui peuvent nuire à la qualité tels que les contraintes résiduelles, les défauts microstructuraux et la déformation plastique. La température au point de décintrage devrait être hors de la zone de ductilité [2, 3, 21]. Ce point se caractérise par un niveau élevé d'oxydation extérieure et une instabilité de la température mesurée de surface de la brame.

Le but de ce travail est de développer une approche de commande en boucle fermée pour la température dans toutes les zones de refroidissement. Cette approche de commande tient compte du changement de transfert thermique. Une telle approche de commande est basée sur l'identification et la commande en temps réel

En raison de leurs capacités d'approximation des fonctions non linéaires, les réseaux de neurones sont devenus des moyens efficaces pour modéliser des processus non linéaires et complexes tels que le processus de refroidissement en coulée continue. Nous avons considéré un réseau de neurones multicouche pour identifier la température de surface de la brame en coulée continue.

Notre recherche est basée sur l'application d'une méthode adaptative en ligne du modèle à réseau neurones pour le calcul de la loi de commande [48, 113].

5.2 Modèle simplifié de contrôle de transfert thermique [13, 23, 114-117]

La figure 5.1 illustre la commande du processus de solidification et de refroidissement en coulée continue. Chaque zone de refroidissement se caractérise par une température $T_i(t)$, un débit $q_i(t)$ et une longueur de la zone (l_i).

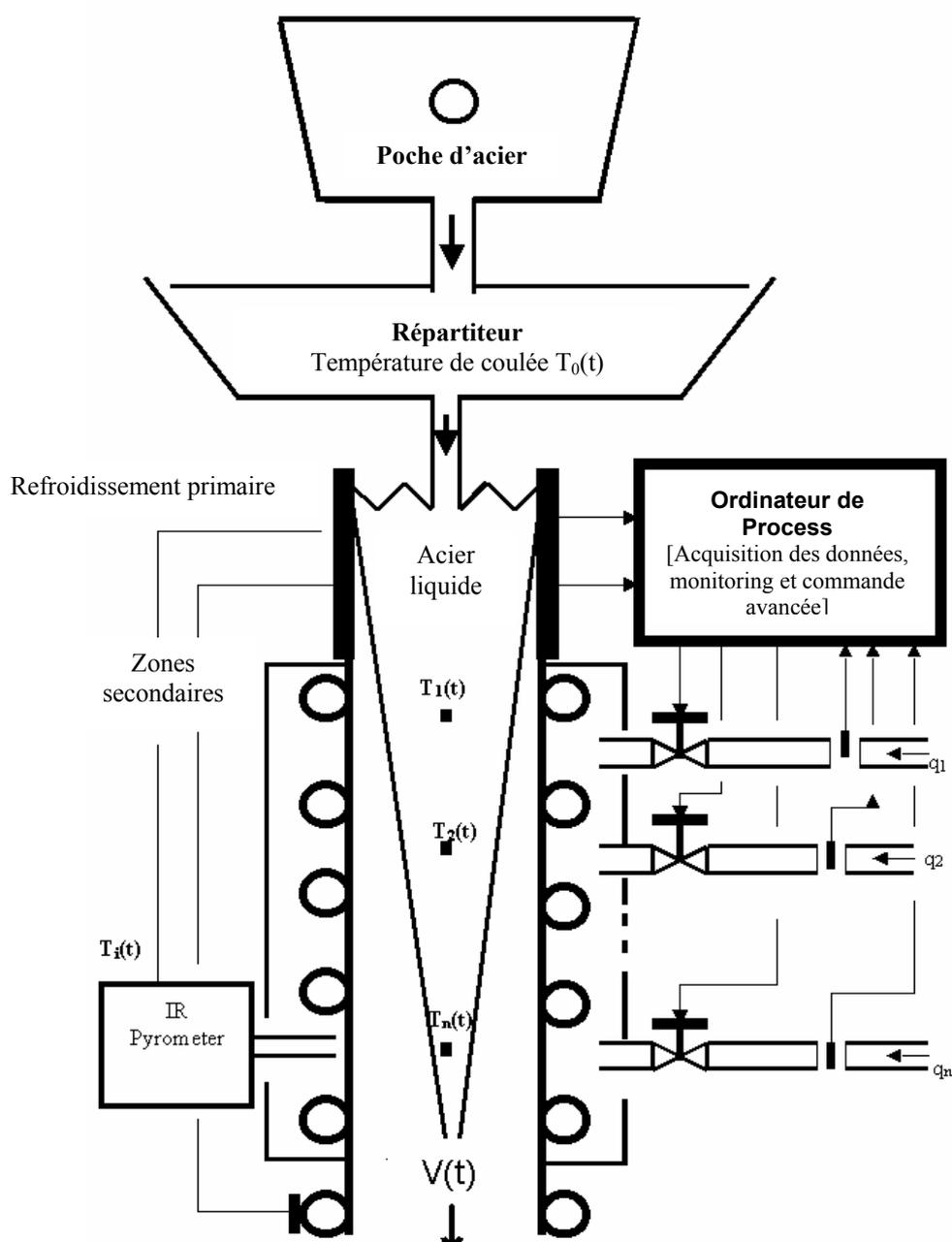


Fig. 5.1: Principe de commande en coulée continue

L'acier est coulé dans la lingotière à une température $T_0(t)$, appelée la température de coulée. La brame se déplace à une vitesse $v(t)$ appelée vitesse de coulée.

Le profil solidifié se caractérise par:

- La densité (ρ)
- La chaleur spécifique (C_{pi})
- Les caractéristiques géométriques (L, h voir Fig. 5.3)

Le refroidissement se caractérise par:

- La chaleur spécifique de l'eau (C_{pe})
- La température d'eau (T_e)

L'équilibre thermique dans le régime dynamique pour chaque zone est donné par:

$$m_i C_{pi} \frac{dT_i(t)}{dt} = q_m(t) C_{pi} (T_{i-1}(t) - T_i(t)) - q_i(t) C_{pe} (T_i(t) - T_e) \quad (5.1)$$

Où

$$m_i = \rho L h l_i, \quad q_m(t) = \rho L h v(t)$$

Nous supposons que C_{pi} , C_{pe} , m_i , ρ et T_e sont constants.

Une variation du second ordre de l'équation (5.1) nous permet d'écrire:

$$\begin{aligned} \frac{d^2 T_i(t)}{dt^2} = & \frac{C_{pi}}{m_i C_{pi}} (T_{i-1}(t) - T_i(t)) \rho L h \frac{dv(t)}{dt} + \frac{C_{pi} \rho L h v(t)}{m_i C_{pi}} \left(\frac{dT_{i-1}(t)}{dt} - \frac{dT_i(t)}{dt} \right) \\ & - \frac{C_{pe}}{m_i C_{pi}} (T_i(t) - T_e) \frac{dq_i(t)}{dt} - \frac{q_i(t) C_{pe}}{m_i C_{pi}} \frac{dT_i(t)}{dt} \end{aligned} \quad (5.2)$$

$$\frac{dT_i(t)}{dt} \approx \frac{T_i(t) - T_i(t - \Delta t)}{\Delta t} \quad (5.3)$$

Où Δt est la période d'échantillonnage

Après transformation, on obtient:

$$T_i(k) = A^{-1} (B T_i(k-1) + C T_i(k-2) + D T_{i-1}(k) + E T_{i-1}(k-1) + F) \quad (5.4)$$

Où,

$$A = \Delta t^{-2} + \Delta q_m(k)a_1\Delta t^{-1} + a_2q_m(k)\Delta t^{-1} + a_3\Delta t^{-1}\Delta q_i(k) + a_3\Delta t^{-1}q_i(k);$$

$$B = 2\Delta t^{-2} + q_m(k)a_2\Delta t^{-1} + a_3\Delta t^{-1}q_i(k)$$

$$C = \Delta t^{-2}; D = a_1\Delta t^{-1}\Delta q_m(k) + a_2q_m(k)\Delta t^{-1}; E = -a_2q_m(k)\Delta t^{-1}; \quad F = -a_3\Delta q_i(k)T_e\Delta t^{-1};$$

$$a_1 = C_{p_i}m_i^{-1}; \quad a_2 = C_{p_i}m_i^{-1}; \quad a_3 = C_{p_e}m_i^{-1}C_{p_i}^{-1}; \quad \Delta q_i(k) = q_i(k) - q_i(k-1);$$

$$\Delta q_m(k) = q_m(k) - q_m(k-1)$$

L'équation (5.2) est non linéaire, elle décrit les variations de la température dans les zones (i), (i-1) en fonction de la vitesse de coulée et des débits de refroidissement. Elle tient compte aussi du couplage et des interactions entre zones. Les principales grandeurs influant sur la température de surface de la brame sont le débit d'eau, le coefficient de chaleur spécifique (C_{p_i}) de l'acier, le coefficient de chaleur spécifique de l'eau (C_{p_e}) et la vitesse de coulée ($v(k)$). L'importance opérationnelle des autres variables est minime en coulée.

5.3 Mesure et analyse des données expérimentales

Les résultats de simulation obtenus à partir du modèle décrit par l'équation (5.2) ont été comparés aux mesures acquises sur l'ordinateur de commande de la coulée continue. Le principe des mesures effectuées à la coulée continue d'EKO.STAHL (Allemagne) est illustré par le schéma de la figure.5.2. Un pyromètre infrarouge a été installé dans la zone de refroidissement à 2,5 m au-dessous du niveau du bain métallique en lingotière. Le pyromètre utilise de l'air comprimé pour son propre refroidissement.

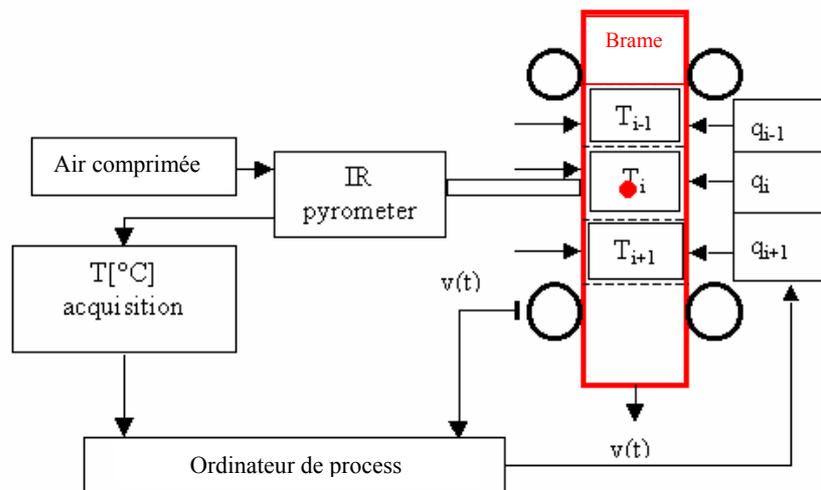


Fig. 5.2: Principe de mesure de température et de commande en boucle fermée

Les signaux de mesure du pyromètre sont compris entre 4 et 20 mA correspondant à une plage de températures comprise entre 900 et 1300 °C. La période d'échantillonnage pour toutes les variables du processus est égale à huit secondes (8 s).

Les constantes et la structure du modèle sont données par la figure 5.3. Les températures calculées et mesurées sont données par la figure 5.4. La dynamique du processus donnée par la figure 5.4 a été utilisée pour tester la réponse de la température. Un bon choix des conditions initiales du modèle décrit par l'équation (5.2) nous a permis d'avoir une erreur statique minimale.

La valeur initiale de la température (du métal liquide) de coulée était de 1532°C. Les réactions métallurgiques complexes telles que l'oxydation de surface de la brame affectent la mesure de la température. Ces perturbations se traduisent par un bruit de mesure dus à la variation du coefficient de chaleur spécifique de l'acier (C_{Pi}).

Le changement dans la qualité d'eau affecte aussi le coefficient de chaleur spécifique (C_{Pe}). La température de coulée $T_0(t)$ a un effet considérable sur les contraintes et les défauts internes lors de la solidification. Par contre, son influence est négligeable sur la température superficielle de la brame [3, 9]. Comme il est montré dans la figure 5.4., la variation de la température aux environs de l'instant d'échantillonnage 520 est produite par une réduction de vitesse de coulée.

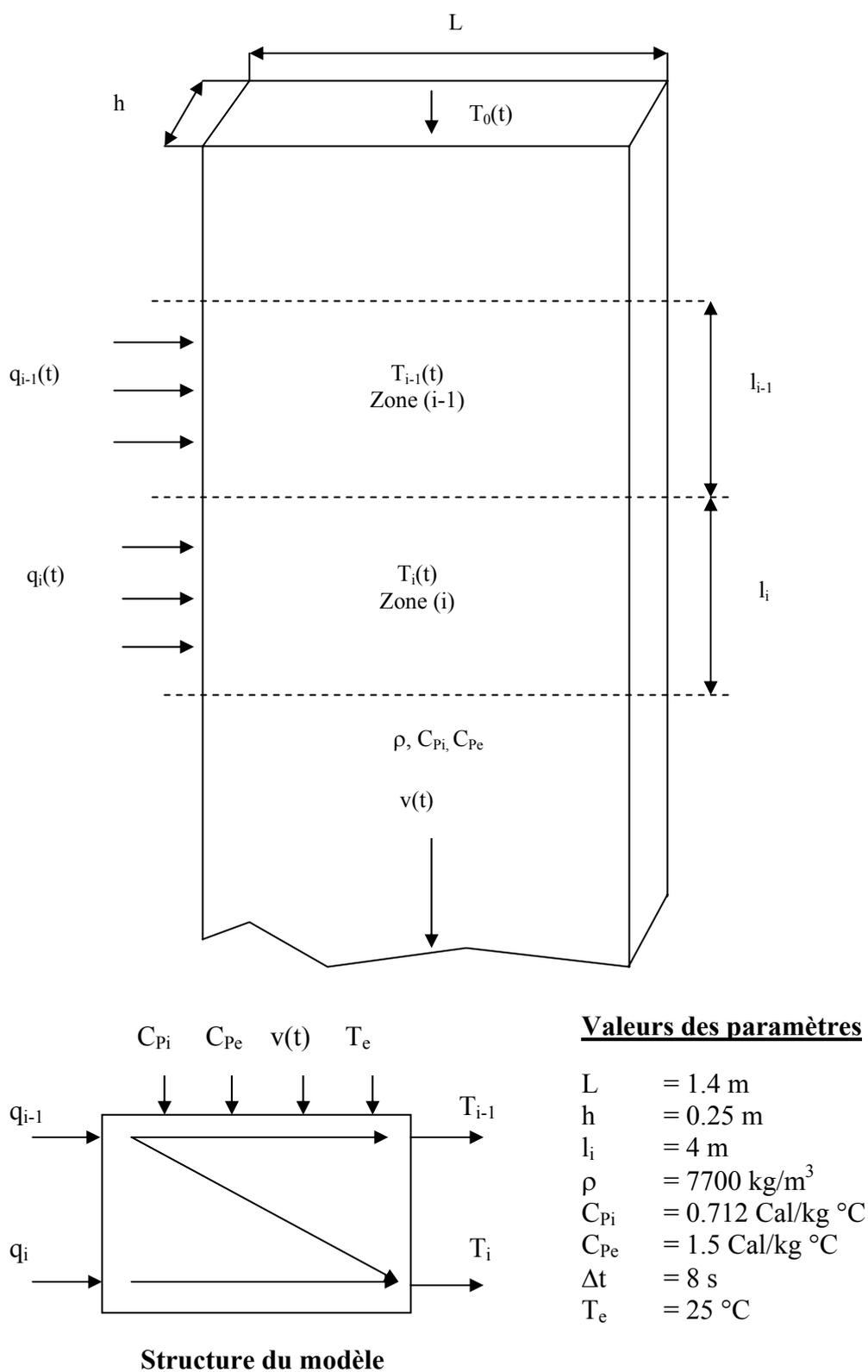


Fig.5.3 : Structure des zones de refroidissement

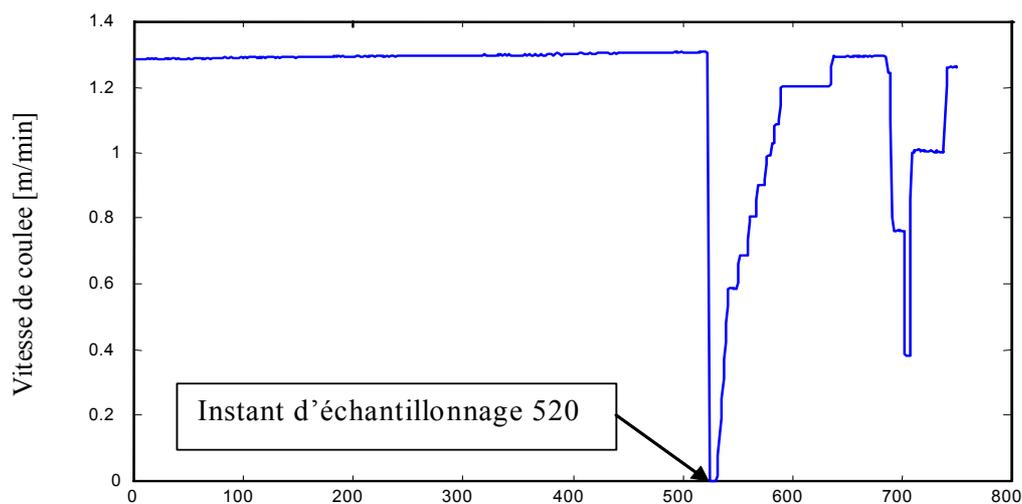


Fig. 5.4a: Dynamique de la vitesse de coulée

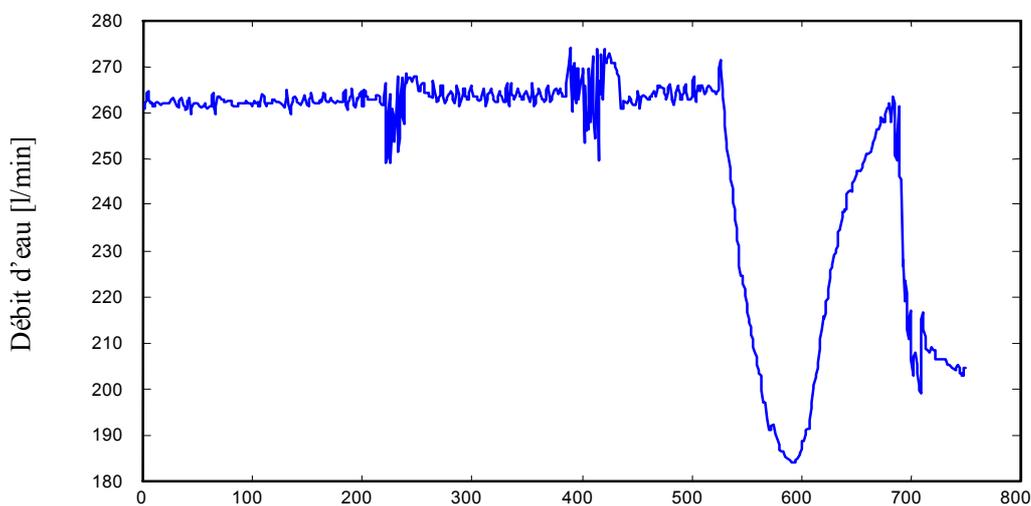


Fig. 5.4b: Dynamique du débit d'eau

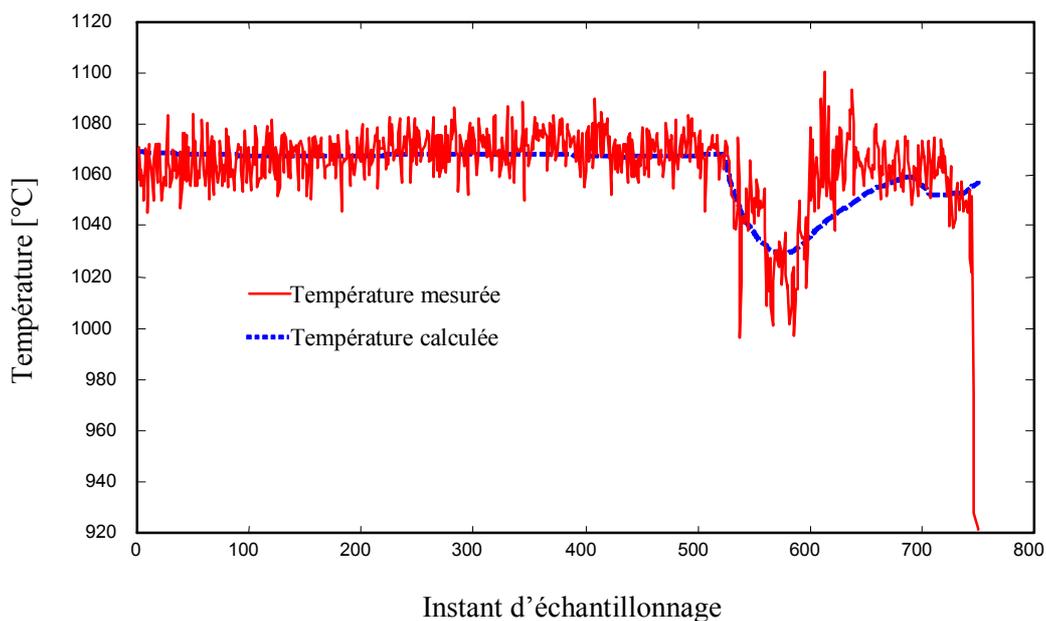


Fig. 5.4c: Températures mesurée et calculée

5.4 Commande conventionnelle [114-118]

5.4.1 Commande proportionnelle

Le schéma de commande de la figure 5.5 est actuellement appliqué à la majorité des processus, cette commande compense les variations de vitesse de coulée par une anticipation linéaire et stationnaire. $q_0(t)$ est le débit minimal d'eau de refroidissement. Cette approche de commande agit en boucle ouverte par une compensation linéaire, il y a inévitablement une erreur statique qui pourrait être importante. Cette erreur n'est pas tolérée pour une certaine catégorie de nuance d'acier. L'objectif de la commande est la stabilisation de la température $T_i(t)$ une valeur de consigne. De l'équation (5.1) on obtient:

$$\frac{dT_i(t)}{dt} = 0 \quad \Rightarrow \quad q_m(t) \cdot C_{Pi} [T_{i-1}(t) - T_i(t)] = q_i(t) \cdot C_{Pe} [T_i(t) - T_e] \quad (5.5)$$

La valeur statique de la compensation est atteinte par :

$$K^i = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{q_i(t)}{v(t)} = \frac{\rho L h C_{Pi} (T_{i-1} - T_i)}{C_{Pe} (T_i - T_e)}$$

En régime statique, la commande pour chaque zone (i) de refroidissement est obtenu par:

$$q_i(t) = K^i v(t) \quad (5.6)$$

K^i est une constante de compensation. L'implémentation d'une telle commande nous a permis d'obtenir les résultats de la figure 5.6. Les variations de la vitesse de coulée ont induit une erreur statique de la température de surface de la brame. Ce schéma est un système de commande en boucle ouverte sans aucune réaction "feedback". Les fluctuations importantes de la température de surface de la brame peuvent provoquer d'éventuels défauts.

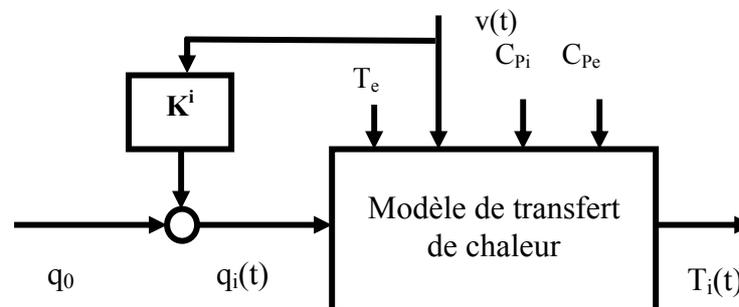


Fig. 5.5 : Principe de la commande proportionnelle

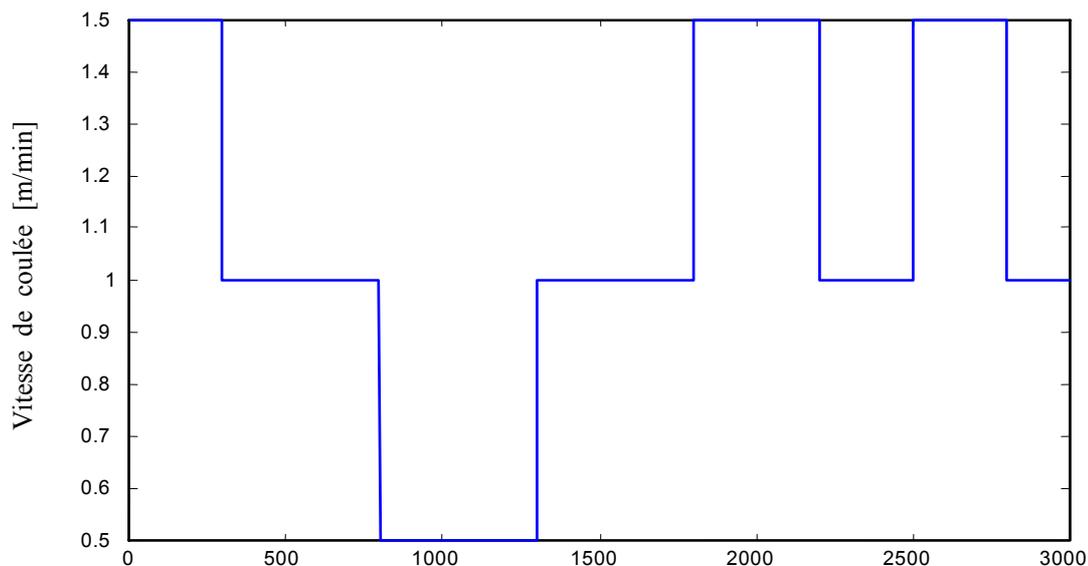


Fig. 5.6a: Vitesse de coulée

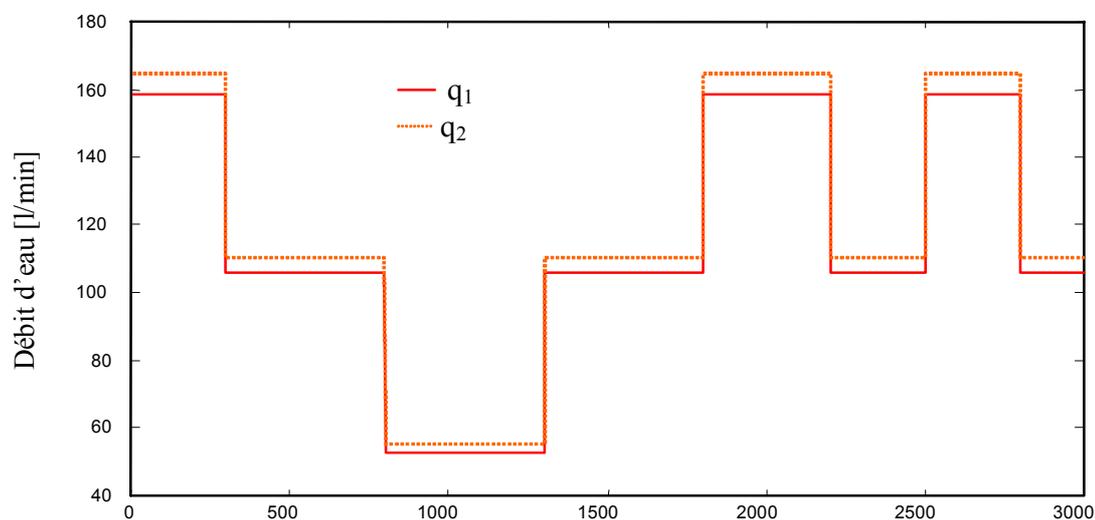


Fig. 5.6b: Entrée de commande

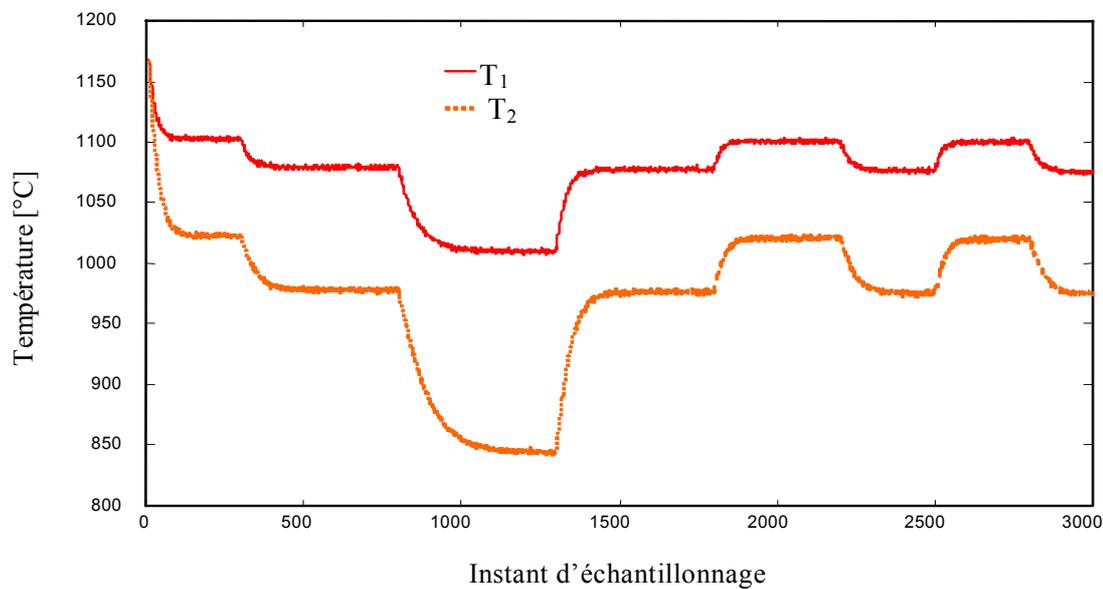


Fig. 5.6c: Température de surface de la brame

5.4.2 Commande numérique proportionnelle, intégrale et dérivée (PID) [119]

La figure 5.7, donne le schéma de commande en boucle fermée en utilisant un régulateur PID. L'erreur de poursuite pour chaque zone de refroidissement (i) est définie par l'équation suivante:

$$e_i(k) = Tg_i(k) - T_i(k) \quad (5.7)$$

Où, $Tg_i(k)$, est le point de consigne de température dans la zone (i). Après un ajustement des paramètres du régulateur PID numérique, on a obtenu une température stable en boucle fermée. L'entrée de commande est le débit d'eau $q_i(k)$.

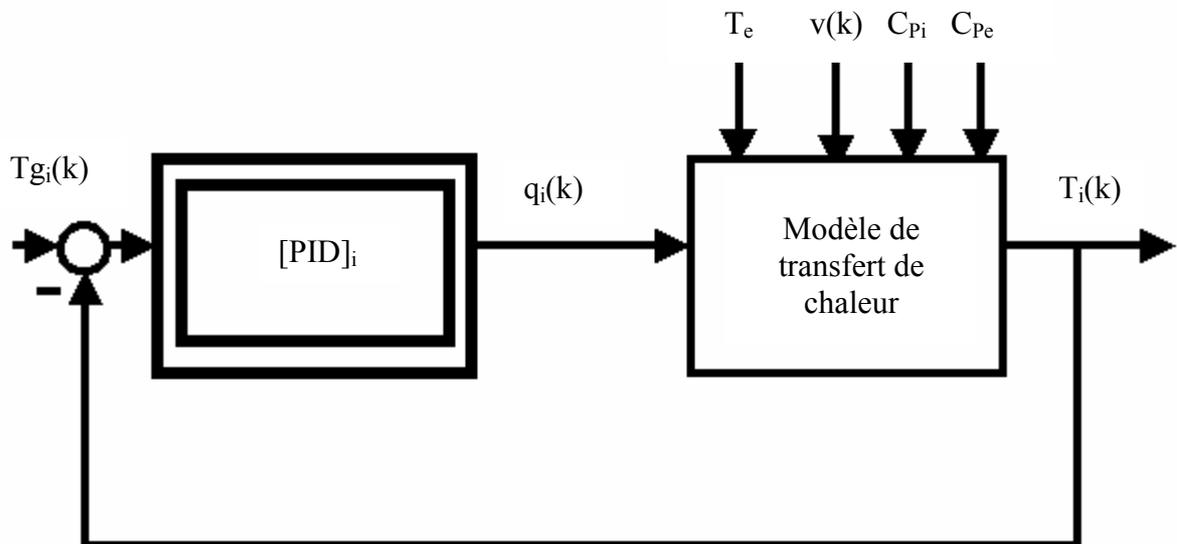


Fig. 5.7: Structure de la commande PID

- **PID analogique**

$$q_i(t) = K_{Ri} \left[e_i(t) + \frac{1}{T_{Ni}} \int e_i(t) dt + T_{Vi} \frac{de_i(t)}{dt} \right] \quad (5.8)$$

- **PD analogique pour $T_{Ni} \rightarrow \infty$**

$$q_i(t) = K_{Ri} \left[e_i(t) + T_{Vi} \frac{de_i(t)}{dt} \right] \quad (5.9)$$

- **PI analogique pour $T_{Vi} = 0$**

$$q_i(t) = K_{Ri} \left[e_i(t) + \frac{1}{T_{Ni}} \int e_i(t) dt \right] \quad (5.10)$$

K_{Ri} est l'action proportionnelle, T_{Ni} est l'action intégrale et T_{Vi} est l'action dérivée.

La commande numérique est obtenue par une discrétisation des opérateurs dérivé et intégral. L'algorithme de commande numérique est obtenu à partir de l'équation (5.8).

- **PID numérique**

$$q_i(k) = K_{Ri} \left[e_i(k) + \frac{1}{T_{Ni}} \sum_{j=0}^{k-1} e_i(j) \Delta t + T_{Vi} \frac{e_i(k) - e_i(k-1)}{\Delta t} \right] \quad (5.11)$$

$$q_i(k-1) = K_{Ri} \left[e_i(k-1) + \frac{1}{T_{Ni}} \sum_{j=0}^{k-2} e_i(j) \Delta t + T_{Vi} \frac{e_i(k-1) - e_i(k-2)}{\Delta t} \right] \quad (5.12)$$

De l'équation (5.11) et (5.12), on obtient la forme récursive suivante:

$$q_i(k) = q_i(k-1) + K_{Ri} \left[\left(1 + \frac{T_{Vi}}{\Delta t}\right) e_i(k) - \left(1 - \frac{\Delta t}{T_{Ni}} + \frac{2T_{Vi}}{\Delta t}\right) e_i(k-1) + \frac{T_{Vi}}{\Delta t} e_i(k-2) \right] \quad (5.13)$$

- **PD numérique**

$$q_i(k) = K_{Ri} \left[\left(1 + \frac{T_{Vi}}{\Delta t}\right) e_i(k) - \frac{T_{Vi}}{\Delta t} e_i(k-1) \right] \quad (5.14)$$

- **PI numérique**

$$q_i(k) = q_i(k-1) + K_{Ri} \left[e_i(k) - \left(1 - \frac{\Delta t}{T_{Ni}}\right) e_i(k-1) \right] \quad (5.15)$$

La forme générale de la loi de commande peut être définie par:

$$q_i(k) = a_{1i} \cdot q_i(k-1) + b_{0i} \cdot e_i(k) + b_{1i} \cdot e_i(k-1) + b_{2i} \cdot e_i(k-2) \quad (5.16)$$

La stabilité de l'équation (5.16) dépend des valeurs des coefficients a_{1i} , b_{0i} , b_{1i} et b_{2i} . Une optimisation de ces valeurs nous permet d'obtenir une boucle fermée stable. Plus de détails sont développés dans la référence [119]:

$a_{1i} = 1$: pour PI et PID algorithmes

$a_{1i} = 0$: pour l'algorithme PD

$b_{0i} = K_{Ri}(1 + T_{Vi}/\Delta t)$, $b_{1i} = K_{Ri}(1 - \Delta t/T_{Ni} + 2T_{Vi}/\Delta t)$ et $b_{2i} = K_{Ri} \cdot T_{Vi}/\Delta t$

Le modèle de référence est une structure du second définie par la structure suivante (Fig. 5.8):

$$Tg_i(k+1) = \beta_i Tg_i(k) + \lambda_i Tg_i(k-1) + r_i(k) \quad (5.17)$$

Où $r_i(k)$ est une entrée de référence du modèle. Les coefficients β_i et λ_i sont sélectionnés de telle sorte que les pôles soient à l'intérieur du cercle unité.

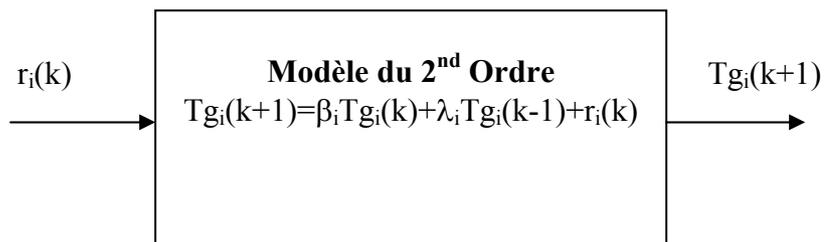


Fig.5.8 : Structure du modèle de poursuite

Des valeurs appropriées de λ_i et de β_i ont été obtenues par la simulation. Des variations en échelons du signal $r_i(k)$ ont été effectuées.

Après plusieurs essais de simulation, on a obtenu les valeurs optimales des actions (K_{Ri} , T_{Ni} et T_{Vi}). Les paramètres optimaux du régulateur PID assurent une stabilité globale pour les variations de la vitesse de coulée et des coefficients C_{Pi} , C_{Pe} et T_e .

Les figures 5.9 et 5.10 montrent les performances de la stabilité en boucle fermée.

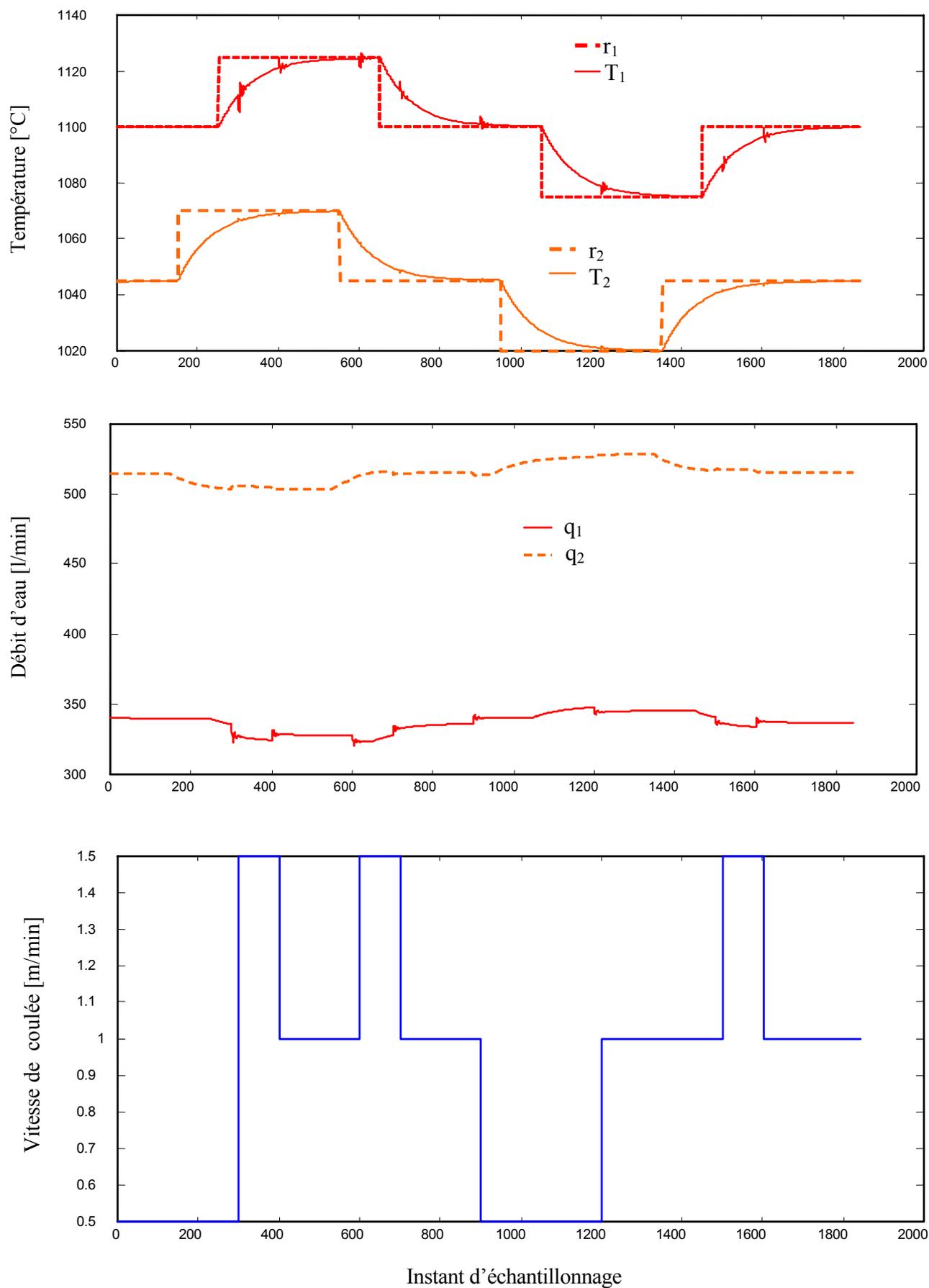


Fig. 5.9: Commande PID pour les variations de la vitesse de coulée

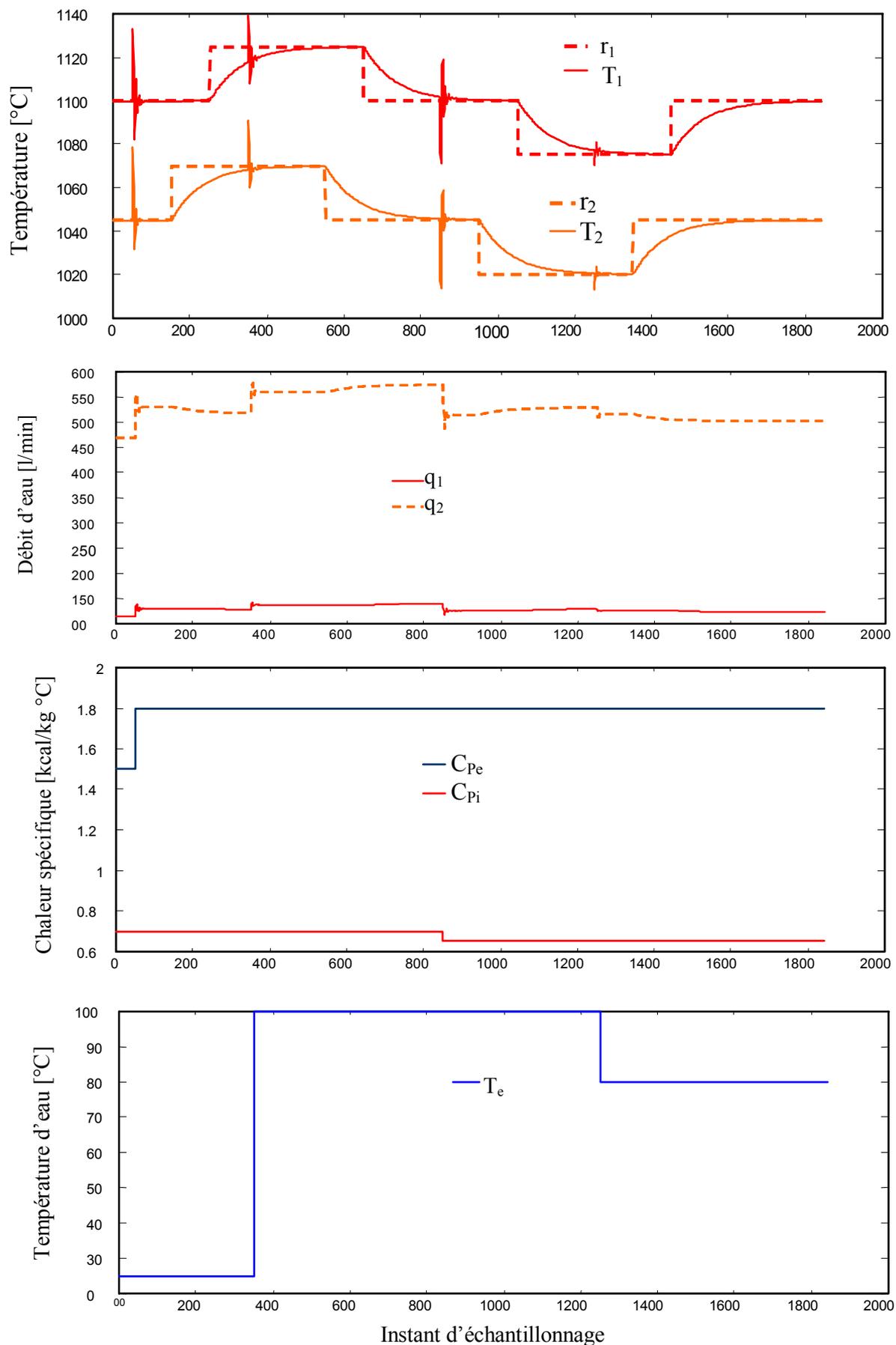


Fig. 5.10: Commande pour les variations de C_{Pi} , C_{Pe} et T_e

5.5 Commande par les techniques des réseaux de neurones

5.5.1 Structure d'identification et de commande par réseaux de neurones

Dans cette section, nous considérons la synthèse d'une commande par l'adaptation itérative des poids du réseau de neurones. L'adaptation de la commande permet la poursuite des sorties du processus à leurs valeurs de références. Le réseau de neurones est employé pour la commande du modèle de transfert thermique décrit par l'équation (5.2). La structure de commande et d'identification est donnée par la figure 5.11. Dans ce modèle, les entrées sont formées par la sortie du processus à l'instant précédent, les perturbations mesurables et la commande à l'instant précédent et actuel. Ce réseau neuronal identifie le modèle inverse du processus. Les poids du réseau sont initialisés par des valeurs aléatoires bornées et faibles. Le réseau est entraîné de telle sorte à avoir une commande qui minimise l'erreur de poursuite.

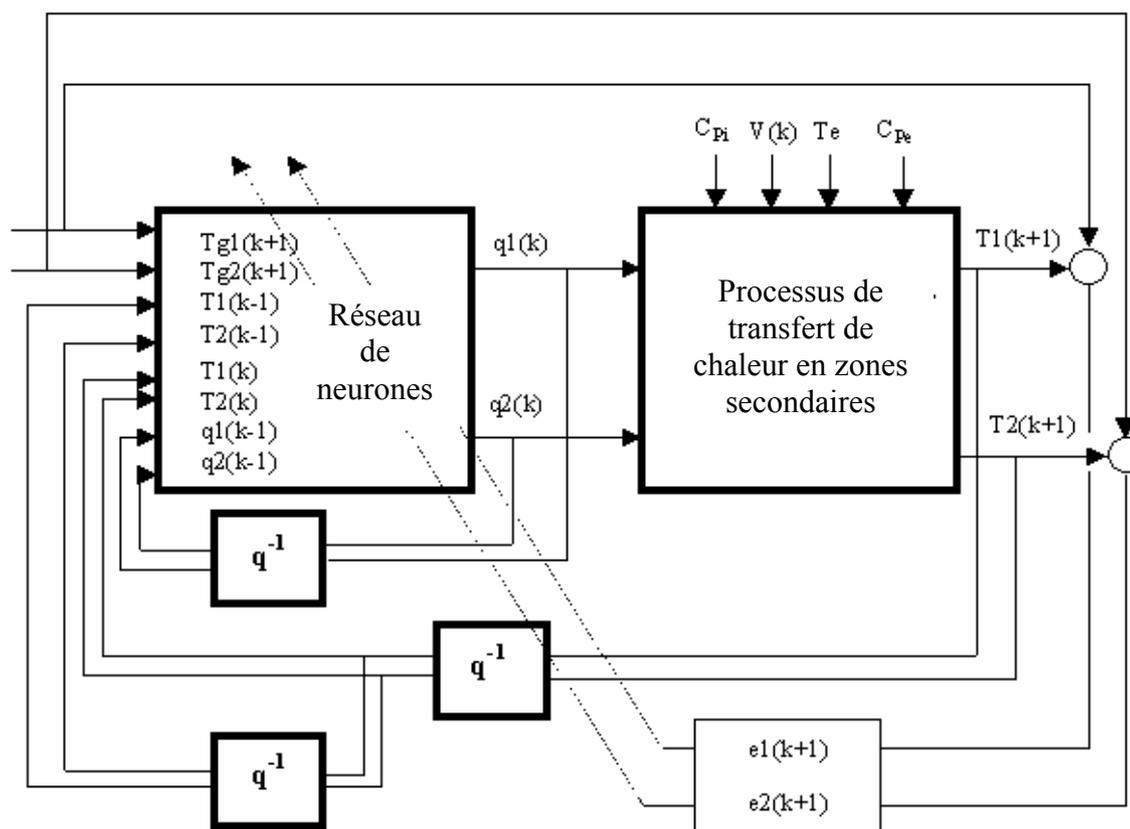


Fig. 5.11: Structure de commande neuronale en boucle fermée de la température

Pour chaque zone de refroidissement, les entrées du modèle sont $[T_i(k-1), T_i(k-2), q_i(k-1), q_i(k-2), v(k-1), v(k-2)]$ et la sortie est $T_i(k)$.

5.5.2 Commande par réseau de neurones

L'objectif du système de commande est de stabiliser la température de surface de la brame à sa valeur désirée exigée par les conditions de fonctionnement optimal. La trajectoire désirée est obtenue à travers le modèle de référence.

Le schéma de commande définie par la figure 5.11 assure le calcul de la loi de commande en utilisant les résultats d'identification du modèle. Pour chaque zone de température, la loi de commande appliquée minimise l'erreur de poursuite.

Pour avoir un signal d'erreur égal à zéro, les entrées de commande sont inversement estimées par le réseau de neurone, le débit de refroidissement pour chaque zone (i) est calculé par la relation suivante :

$$q_i(k) = NN[Tg_{i-1}(k+1), Tg_i(k+1), T_{i-1}(k), T_i(k), T_{i-1}(k-1), T_i(k-1), q_i(k-1), q_{i-1}(k-1)] \quad (5.18)$$

Les figures qui suivent (**Fig. 5.12** et **5.13**) montrent les performances de la commande en boucle fermée pour la variation de la vitesse de coulée, de la température de l'eau (T_e) et des coefficients de chaleur spécifiques (C_{Pi} et C_{Pe}).

L'algorithme de commande en ligne est défini par:

Etape 0: Initialisation des poids du réseau (-0.5 to +0.5)

Etape 1: Identification

- Acquisition des entrées / sorties
- Pour chaque zone (i), calculer l'erreur de poursuite $e_i(k) = Tg_i(k) - T_i(k)$
 - Si $e_i(k) \cong 0$, $W_{ij}^{new} = W_{ij}^{old}$
 - Si non, ajustement des poids du réseau (2.2.1.2)

Etape 2: Commande

- Connaissant W_{ij}^{new} , Calculer les nouvelles valeurs de la commande $q_i(k)$, équation (5.18)
- Etape suivante $k=k+1$
- Allez à l'étape 1

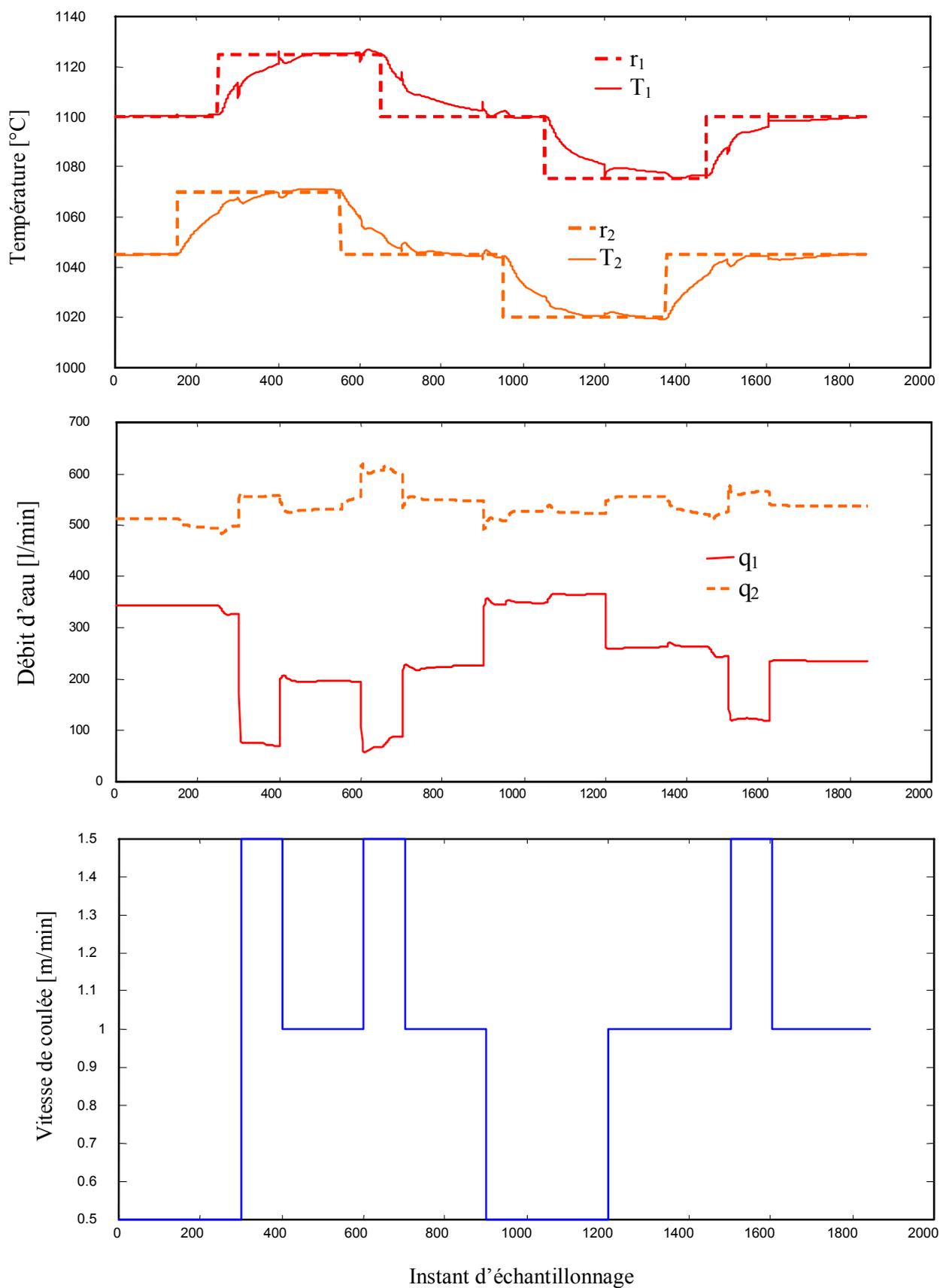


Fig. 5.12: Commande neuronale pour les variations de la vitesse de coulée

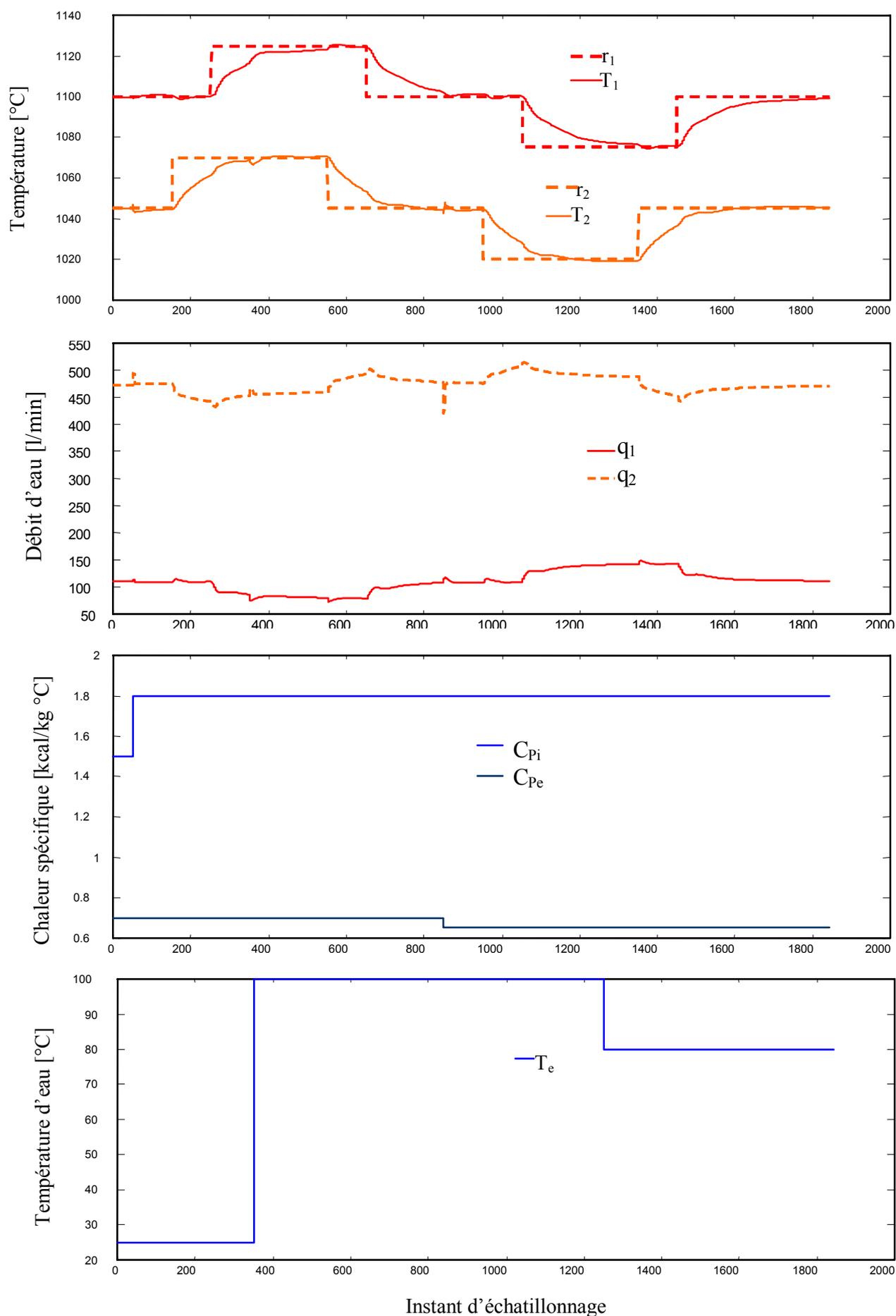


Fig. 5.13: Commande neuronale pour les variations de C_{Pi} , C_{Pe} et T_e

5.6 Résultats de simulation

L'analyse du modèle dynamique de transfert thermique montre l'existence de couplage entre les zones de refroidissement (i) et ($i-1$). Une structure multivariable avec deux entrées et deux sorties a été choisie. Les consignes $r_1(k)$ et $r_2(k)$ sont filtrées par un modèle du second ordre qui réduit les oscillations de la température $T_i(k)$ et limite la saturation de la commande (débits d'eau de refroidissement $q_i(k)$). Le contrôleur neuronal possède à l'entrée huit (8) neurones composées par $yr_1(k+1)$, $yr_2(k+1)$, $T_1(k)$, $T_2(k)$, $T_1(k-1)$, $T_2(k-1)$, $q_1(k-1)$ et $q_2(k-1)$. Il y a trois (3) neurones dans la première couche cachée et deux (2) dans la couche de sortie correspondante aux débits $q_1(k)$ et $q_2(k)$ de l'équation (5.18). Le taux d'apprentissage (η) est fixé à 0.2 et le momentum (α) est de 0.5. La dynamique de la boucle fermée est définie par l'équation (5.17) avec (λ_1, λ_2) égales à 0.5 et (β_1, β_2) égales à 0.4. Pour les mêmes variations de la vitesse de coulée, de la température d'eau de refroidissement et des coefficients de chaleur spécifique les performances en boucle fermée des deux approches de commande (PID et réseau de neurones) sont différentes. La commande par réseau de neurones donne une amélioration de la dynamique de la température de surface de la brame comparativement à la commande PID. L'erreur de poursuite est ainsi réduite. Après plusieurs simulations, les paramètres de la commande PID ont été optimisés pour les variations des différentes grandeurs ($v(k)$, T_e , C_{Pi} et C_{Pe}).

Il est évident que des variations de la température de surface de la brame se produisent du fait que le modèle est fortement non linéaire par rapport aux paramètres T_e , C_{Pi} , C_{Pe} et $v(k)$.

Dans la pratique, en régime de fonctionnement normal, la variation maximum de la vitesse de coulée ($|v(k) - v(k-1)|$) est limitée à 0.3 m/min. Cette limitation de la vitesse de coulée réduira les pics de température de surface de la brame.

Une commande en boucle fermée a été développée, comme il est montré sur les figures qui suivent (Fig. 5.9, 5.10, 5.12 et 5.13), la boucle fermée est stable. La stratégie d'identification et de commande par le réseau de neurones assure une commande robuste et stable en boucle fermée comparativement au PID.

6. DETECTION DE DEFAILLANCES ET SURVEILLANCE PAR MODELISATION DE BASES DE DONNEES

En coulée continue, les systèmes de surveillance et de détection en ligne des défaillances (pannes, qualité, processus etc.) sont généralement basés sur l'implémentation de modèles mathématiques. Il est habituellement possible de trouver une relation complexe entre la qualité ou la défaillance et les variations des paramètres du processus. Le contrôle statistique des procédés (SPC) est généralement appliqué comme outil de surveillance dans différentes usines sidérurgiques. Le SPC est employé pour la surveillance des paramètres clefs entre des limites supérieures et des limites inférieures. Ces limites sont définies par les propriétés statistiques des paramètres et de la nature du processus à surveiller. Les techniques à base des réseaux de neurones permet l'obtention d'un ensemble de relations complexes entre la classification du défaut et les paramètres du processus [33, 34, 120, 121, 122]. Ceci constitue un outil important pour l'optimisation de la détection des défaillances. Les défauts associés à la qualité ont des origines différentes telles que les déviations importantes des paramètres, la défaillance des équipements etc.. Dans la pratique, il est parfois très difficile de trouver la cause exacte d'un défaut d'équipement ou d'une machine sans aucune surveillance et analyse en temps réel des principaux paramètres. Deux applications sont considérées dans ce chapitre, la première est liée à l'importance du nombre d'alarme détectant une percée et leurs liens avec l'importance du défaut généré. La seconde est une application de la surveillance en temps réel des paramètres d'équipement de commande de vitesse de coulée. Cette approche de surveillance a été employée pour trouver les causes des défauts.

Nous considérons dans cette section :

- La Surveillance des défauts sur la base du nombre d'alarme détecté par le système de détection de percées
- La Surveillance et diagnostic en temps réel par des méthodes de modélisation des bases de données.

6.1 Surveillance des alarmes et de la qualité des brames en coulée continue

6.1.1 Position du problème

Au chapitre 4, un système de détection de percées basé sur l'analyse des variations du champ des températures utilisant les données de coulée a été développé. Une percée peut être détectée par plusieurs alarmes ensemble ou par chacune individuellement. Les fausses alarmes sont provoquées par des changements de champ de température et ne peuvent être pris en charge que par une approche avancée. Dans cette partie, les relations entre les alarmes et l'importance des défauts de surface de la brame sont considérées. En utilisant des unités de traitement supérieures et inférieures associées aux thermocouples, il est possible de trouver une relation complexe entre, les alarmes produites, l'importance des percées et les modèles. La figure 6.1 décrit le principe de gestion des alarmes.

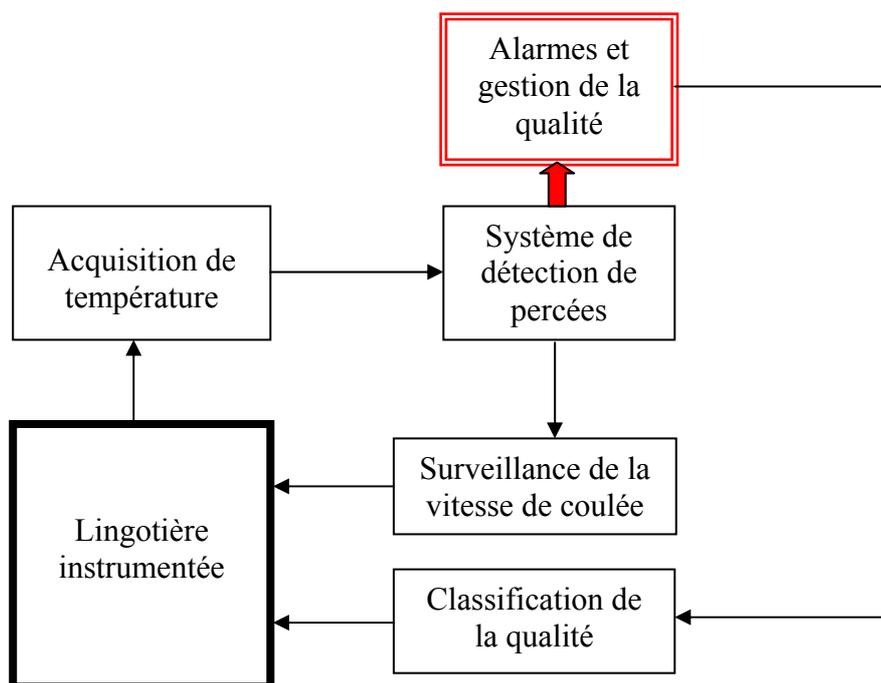


Fig. 6.1. Principe de gestion des percées et de surveillance de la qualité

6.1.2. Alarmes, propagation de percées et contrôle qualité

Les percées se propagent de la manière suivante (**Fig. 6.2**):

- Propagation selon la trace 1: L'alarme est activée par les thermocouples supérieur (j) et supérieur (j+1).
- Propagation selon la trace 2: L'alarme est activée par les thermocouples supérieur (j), supérieur (j+1) et inférieur (j+1).
- Propagation selon la trace 3: L'alarme est activée par les thermocouples supérieur (j), inférieur (j).

Une grande percée est détectée généralement par tous les thermocouples ensemble.

Les fausses alarmes sont générées par des fluctuations de températures sans qu'il y ait réellement une percée (C'est le cas de présence de criques et fissures).

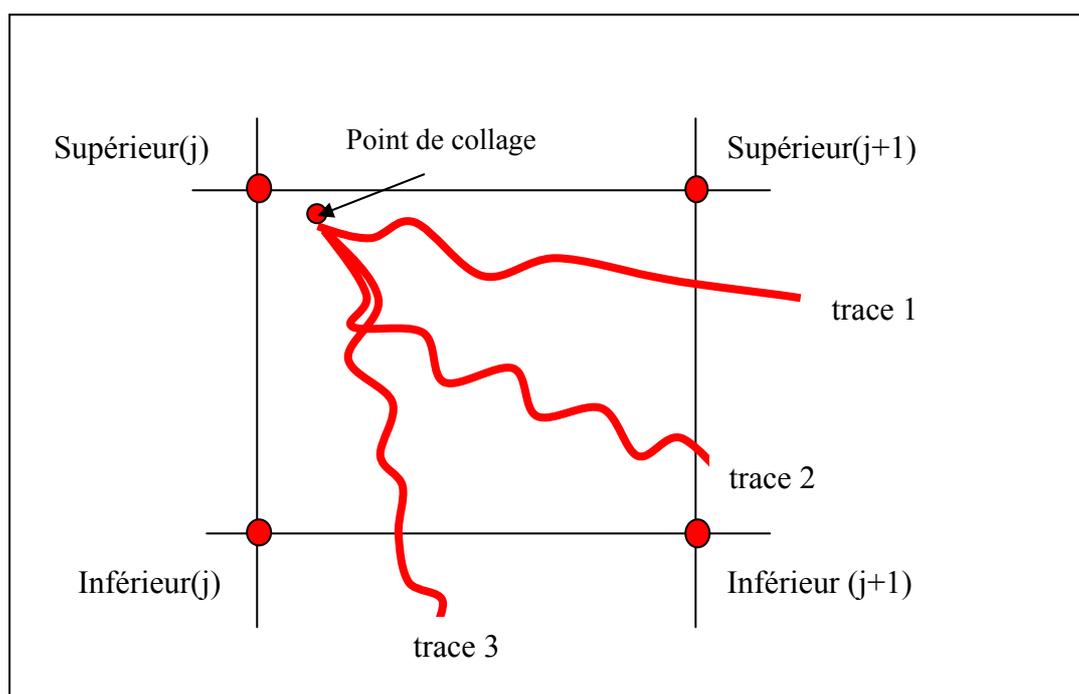


Fig. 6.2: Propagation de percées

6.1.2.1 Classification [120, 122]

L'importance des défauts de percées dépend de leur propagation dans l'espace, cette propagation est détectée par différents thermocouples. Comme il est montré sur la figure 4.9

(Section 4.3.3), le tableau logique (6.1) définit l'état logique des alarmes et l'importance de l'effet des percées sur la qualité finale de la brame.

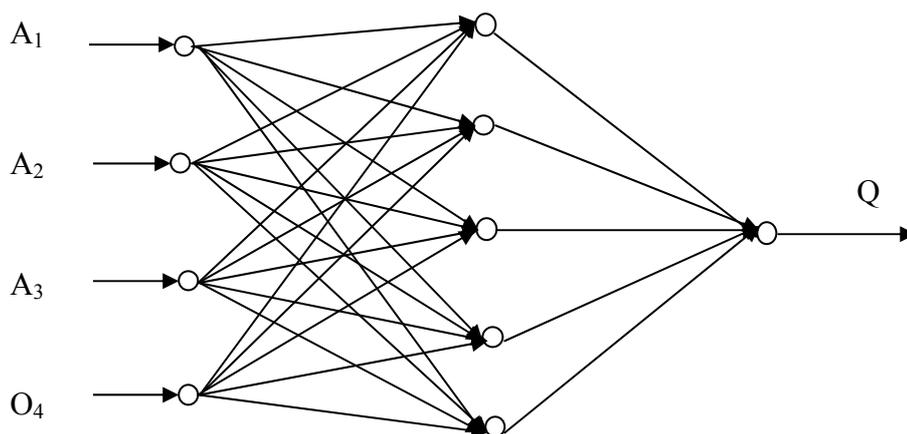
Alarme A ₁	Alarme A ₂	Alarme A ₃	Alarme O ₄	Q	Classification de la qualité
0	0	0	0	1	100%[Très bonne]
0	0	0	1	0.75	75%[Bonne]
0	0	1	0	0.5	50%[Moyen]
0	0	1	0	0.5	50%[Moyenne]
0	1	1	0	0.5	50%[Moyenne]
0	1	1	1	0.5	50%[Moyenne]
1	1	1	1	0	0%[Mauvaise]
1	1	1	0	0	0%[Mauvaise]
1	0	1	1	0.5	50%[Moyenne]
1	0	1	0	0.5	50%[Moyenne]
1	0	0	0	0.5	50%[Moyenne]
1	0	0	1	0.5	50%[Moyenne]
1	1	0	0	0.5	50%[Moyenne]
1	1	0	1	0.5	50%[Moyenne]
0	1	0	0	0.5	50%[Moyenne]

Tableau 6.1: Alarmes et classification de la qualité

6.1.2.2 Modélisation

Le réseau de neurones suivant (**Fig. 6.3**) représente le modèle du **Table 6.1**.

Fig. 6.3: Structure du modèle



On définit Q comme:

$$Q = \text{NN}[A_1, A_2, A_3, O_4] \quad (6.1)$$

NN est un réseau de neurone identifié par l'algorithme de rétro propagation (voir Fig. 6.4a et b)

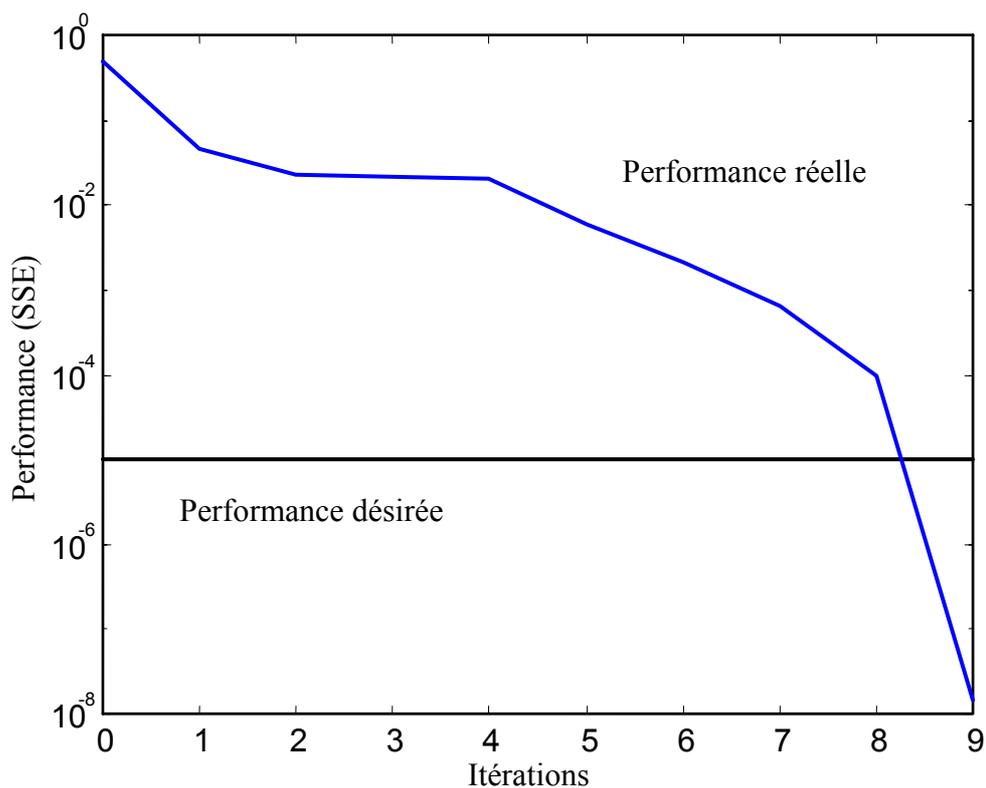


Fig. 6.4a: Convergence de l'apprentissage

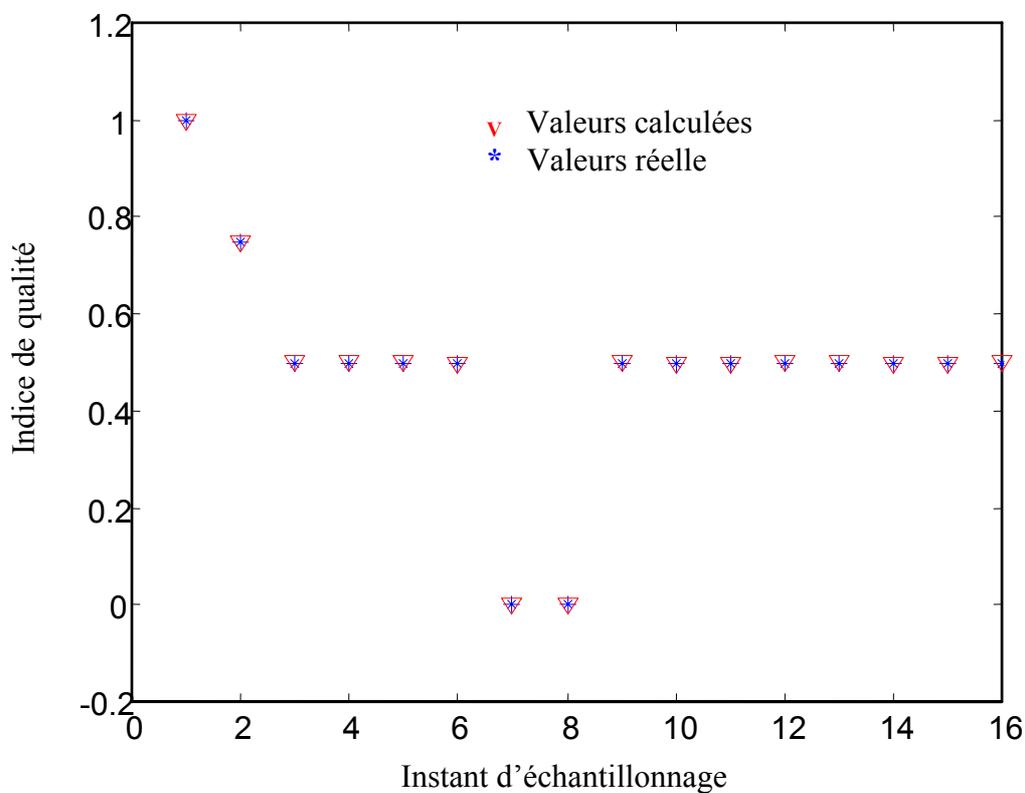


Fig. 6.4b: Indices de qualité réel et calculé

6.2. Surveillance et détection de défaillance de la vitesse de coulée

6.2.1 Position du problème

Le processus de coulée continue est caractérisé par plusieurs paramètres ayant différentes natures physiques telles que la température de coulée et la vitesse de coulée à différents endroits du profil de la machine. Un algorithme PID commande la vitesse de coulée. Dans cette partie une approche de diagnostic et de détection de défauts dans la cage de puissance du système de commande de la vitesse a été considérée à SIDER/Aannaba- Algérie. Ce défaut a causé des perturbations importantes dans la chaîne de production. Il est caractérisé par une importante contrainte entre les rouleaux de guidage de la brame d'acier. Le processus de diagnostic est basé sur la surveillance en temps réel des paramètres caractérisant l'entraînement du mécanisme. Une importance particulière a été réservée à la vitesse et au courant du moteur. La surveillance est effectuée en utilisant un système d'acquisition de données rapide. En analysant la dynamique et les transitoires des signaux de courant et de vitesse, la panne a été localisée et isolée. Il s'agit d'une défaillance d'un thyristor. Après réparation, la banque de données du défaut a été employée pour le développement d'un modèle de détection, de diagnostic et de prévision d'éventuelles défaillances similaires.

Le processus de coulée est un processus semi continu qui transforme l'acier liquide en brames solides, ces dernières sont premièrement refroidies dans différentes zones de refroidissement avant d'être guidé par l'intermédiaire de plusieurs rouleaux motorisés. La figure 6.5 montre le principe de guidage et d'acheminement par un ensemble de moteurs contrôlés en boucle fermée.

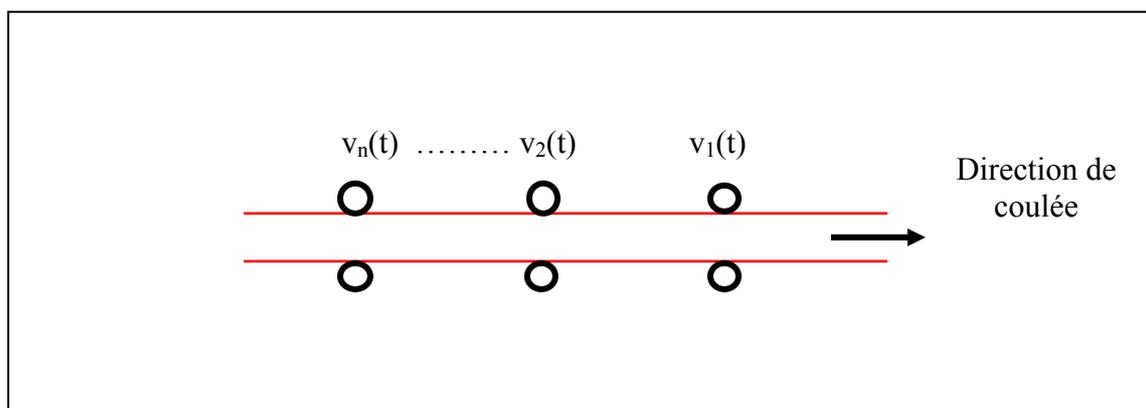


Fig. 6.5: Principe de guidage de la brame

6.2.2 Analyse méthodologique et diagnostic du processus

L'isolation du défaut a été basée sur le diagnostic et la détection par une analyse des principaux paramètres caractérisant la dynamique de commande de la vitesse de coulée. Les principaux objectifs fixés sont:

- La détection rapide de l'origine du défaut et rétablissement du fonctionnement normal
- Le développement d'un modèle pour prédire des défauts typiques en utilisant les techniques de surveillance et de modélisation.

Le problème traité pourrait avoir plusieurs origines, le système de commande de la vitesse de coulée a été particulièrement soupçonné. Une surveillance en temps réel des principaux paramètres du bloc de commande des moteurs a été réalisée. Cette approche a contribué pour la résolution du problème lié à l'arrêt par un déclenchement des différentes cages. En effet un problème de synchronisation entre les différentes vitesses ($v_1(t)$, $v_2(t)$, $v_n(t)$) était à l'origine.

Le principe d'acquisition des données, de surveillance et de diagnostic est donné par la figure 6.6.

La surveillance du processus a été effectuée en boucle fermée par la connexion des principaux paramètres (la vitesse et le courant du moteur).

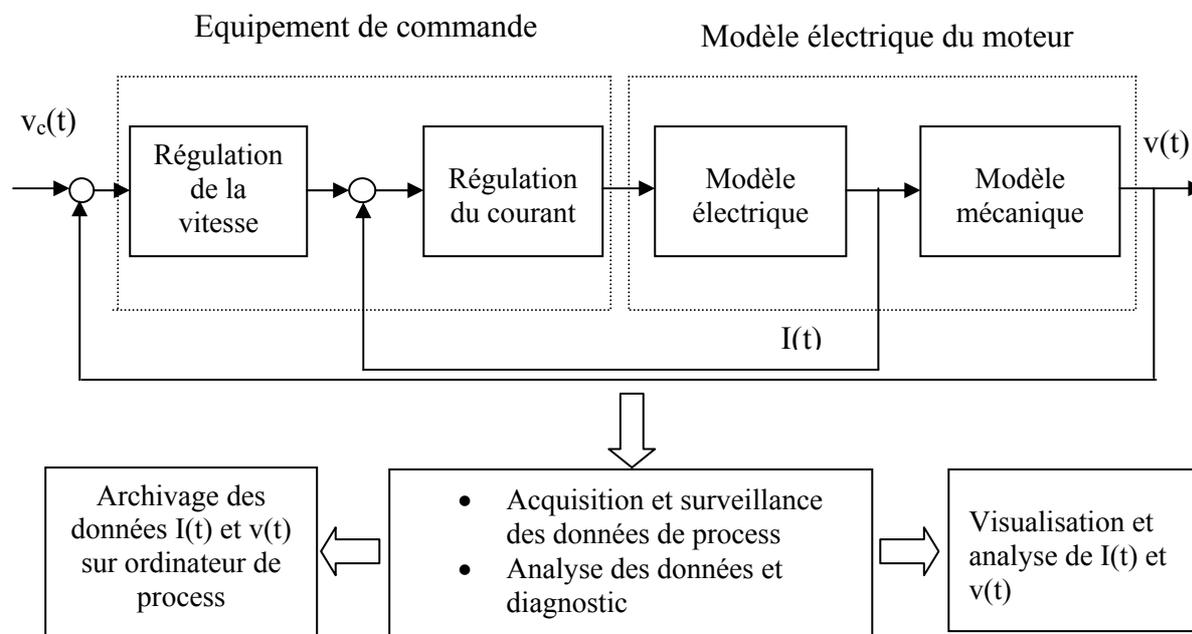


Fig. 6.6: Principe de commande, de diagnostic et de supervision en boucle fermée

Les entrées - sorties ont été reliées aux interfaces du système d'acquisition des données piloté par un logiciel temps réel (Labview, NI et environnement windows NT), les résultats d'acquisition sont donnés dans la figure 6.7.

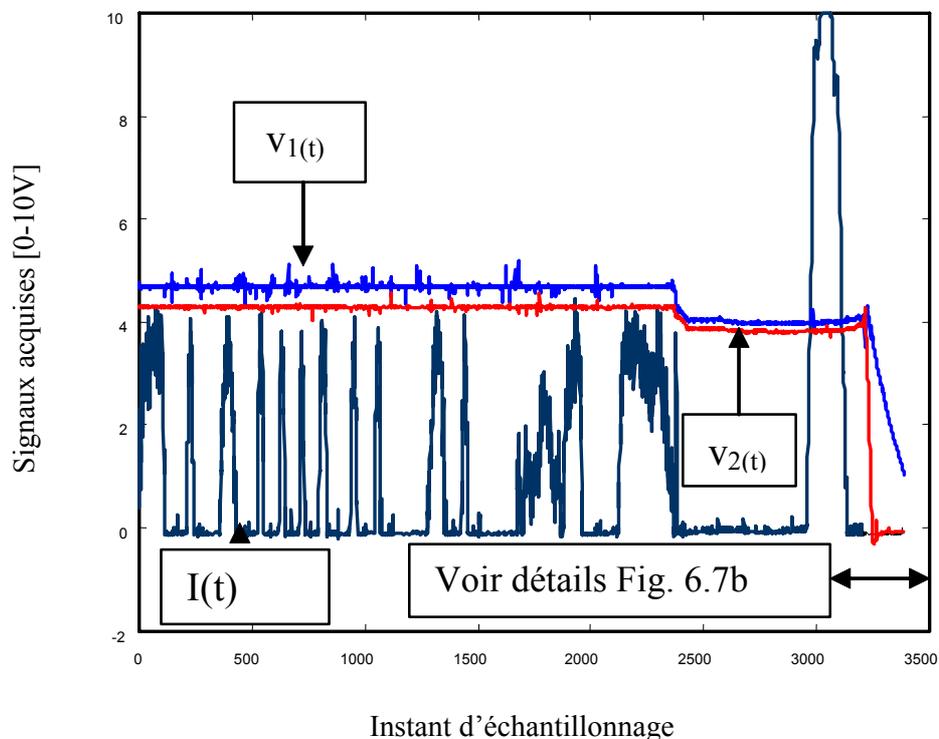


Fig. 6.7a: Acquisition de la vitesse de coulée et du courant

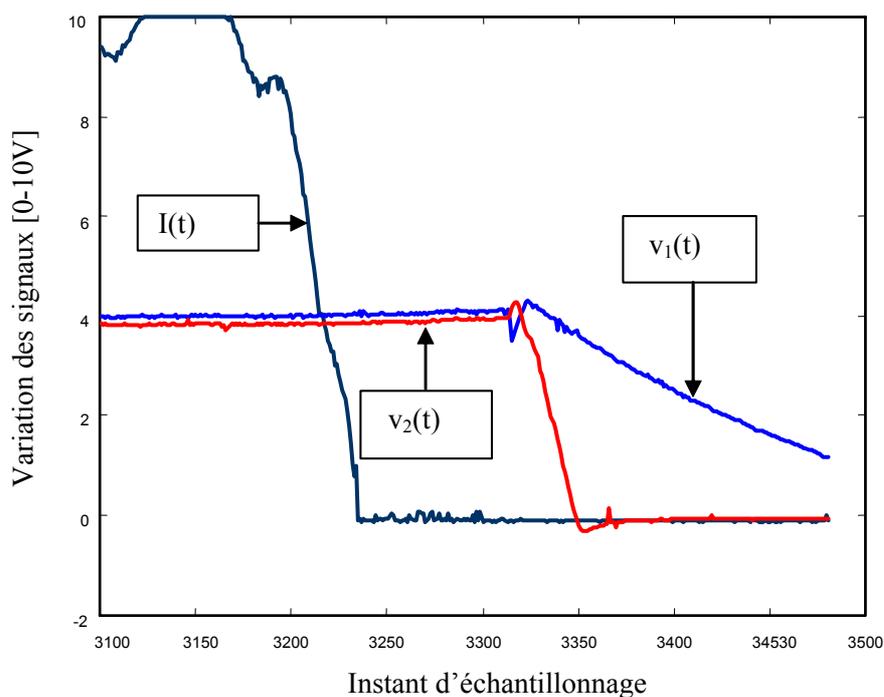


Fig. 6.7b: Détail des données de la Fig. 6.7a

L'analyse des données montre que le courant du moteur est minimal au moment où le moteur doit avoir une puissance maximum. Cette observation a été employée pour vérifier le bloc de puissance. Le défaut a été ainsi détecté sur l'unité du courant de puissance. Après réparation, le processus de coulée a continué à fonctionner normalement sans défauts. Les résultats sont donnés par la figure 6.8.

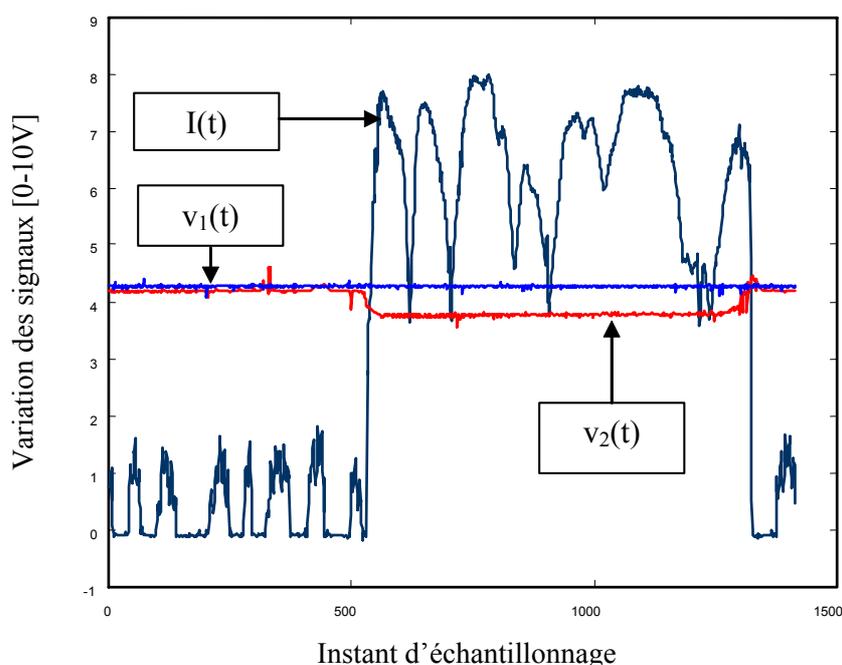


Fig. 6.8: Supervision des données après élimination du défaut

6.2.3 Modélisation et détection des défaillances

Les données acquises du processus ont été employées comme une banque de données pour la modélisation. L'objectif de cette dernière est de détecter et prédire éventuellement d'autres défauts semblables. Cette approche nous a permis de détecter rapidement de l'origine du défaut. L'équation du modèle d'alarme est donnée par:

$$\text{Alarm} = NN[I(k), I(k-1), v_1(k), v_1(k-1)] \quad (6.2)$$

La structure globale du modèle est donnée par la figure 6.9. C'est un réseau multicouche où les paramètres mesurés du processus sont utilisés comme entrées. Les poids du réseau sont initialisés par des valeurs arbitraires, l'erreur d'identification est rétro propagée dans le réseau. Après convergence, les poids obtenus du réseau (NN) sont employés pour calculer la sortie d'alarme.

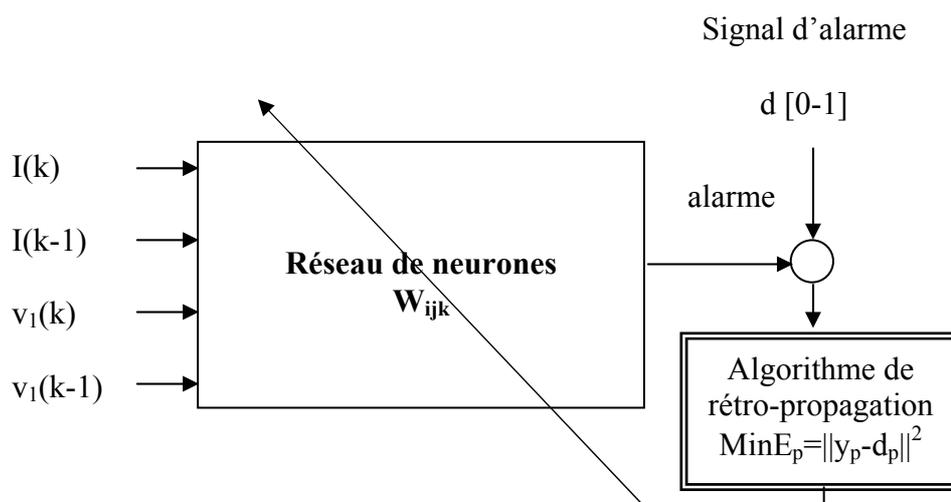


Fig. 6.9: Structure globale modèle d'alarme

Pour chaque instant d'échantillonnage, l'entrée du modèle est définie par : $[I(k), I(k-1), v_1(k), v_1(k-1)]$, la sortie est définie par le signal d'alarme $d [0 -1]$. La figure 6.10 montre la convergence de l'apprentissage.

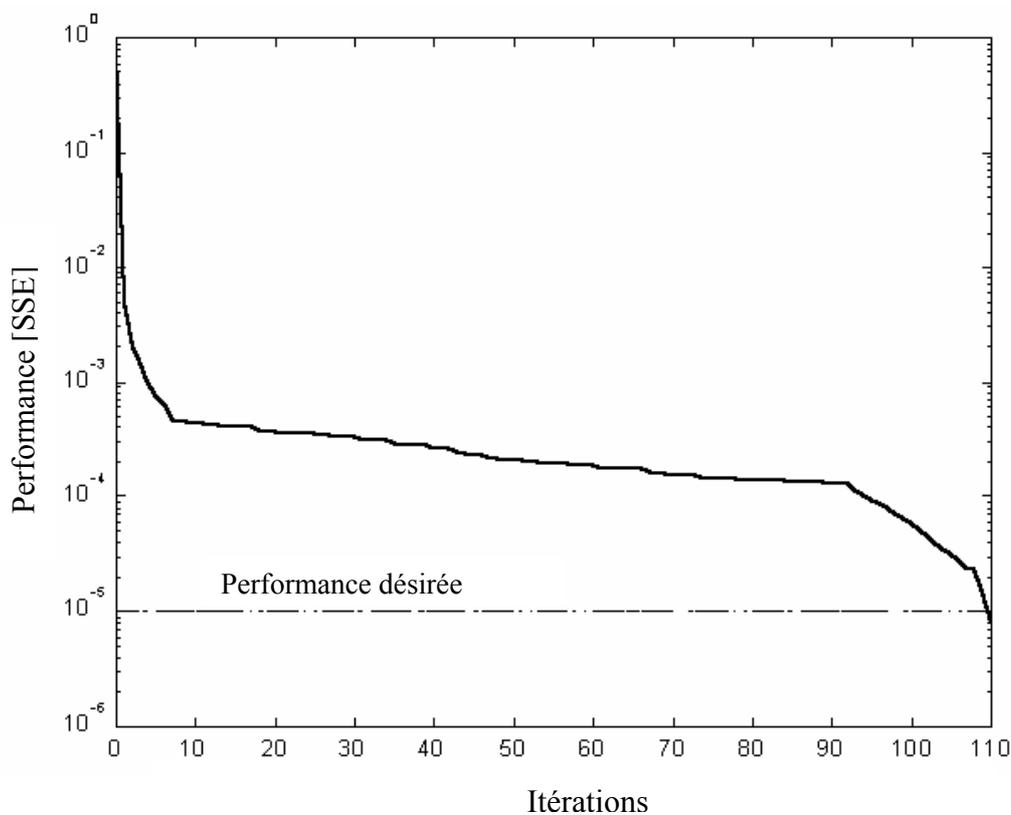


Fig. 6.10: Convergence de l'apprentissage

6.2.4 Application

L'objectif du modèle de détection des défaillances est de prédire de futurs défaut en activant une alarme. Le signal d'alarme est égal à zéro (0) en régime de fonctionnement normal, il est égal à un (1) quand il y a une défaillance. L'identification du modèle est réalisée en off line. La détection est obtenue par l'implémentation du modèle obtenu dans un environnement de programmation graphique sous windows. Les résultats du programme d'application temps réel de ce modèle sont donnés par les figures. **6.11**, **6.12** et **6.13**.

6.2.5 Résultats

L'apprentissage du modèle à réseau de neurones a été réalisé en off line en utilisant une base de données relative au fonctionnement normal et dégradé du processus. La convergence de l'apprentissage est donnée en **Fig.6.8**. Cette convergence a été obtenue en 110 itérations. Les poids W_{ij} du réseau ont été utilisés pour la détection en ligne. Les cas de fonctionnement normal et dégradé ont été considérés. **Fig.6.11** et **6.12** montrent les capacités de détection du modèle développé.

L'alarme est activée par un passage de 0 à 1 à l'instant d'échantillonnage 580 et 3000 respectivement (**Fig.6.11b** et **6.12b**). **Fig.6.13** montre que lors du fonctionnement normal (pas de défaillance) le niveau du signal d'alarme est égal approximativement à zéro (de l'ordre de 10^{-4}). Cette technique nous a permis de détecter les problèmes de synchronisation de la vitesse de coulée qui affecte fortement la qualité extérieure de la brame.

Un modèle à réseau de neurones a été développé pour le contrôle qualité en coulée continue sur la base de la propagation des percées en lingotière. Les résultats obtenus affirment l'importance de l'utilisation du modèle neuronal comme outil pour le contrôle de qualité et le diagnostic des défaillances.

Exemple I

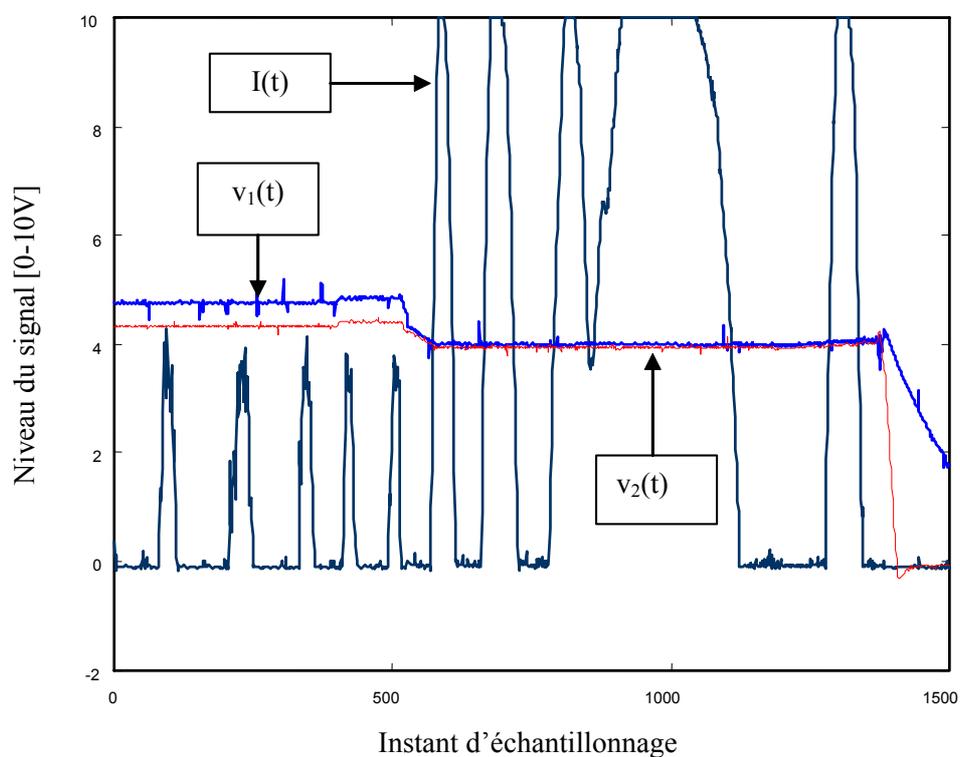


Fig. 6.11a: Dynamique des paramètres du moteur

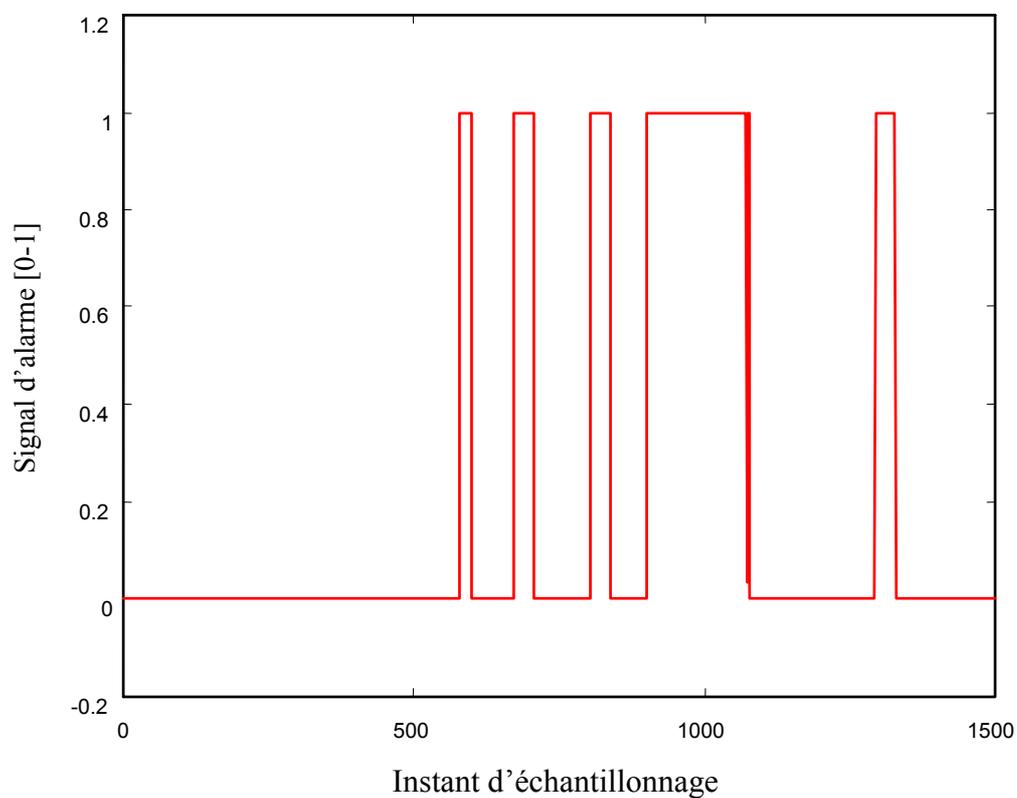


Fig. 6.11b: Evolution du signal d'alarme

Exemple II

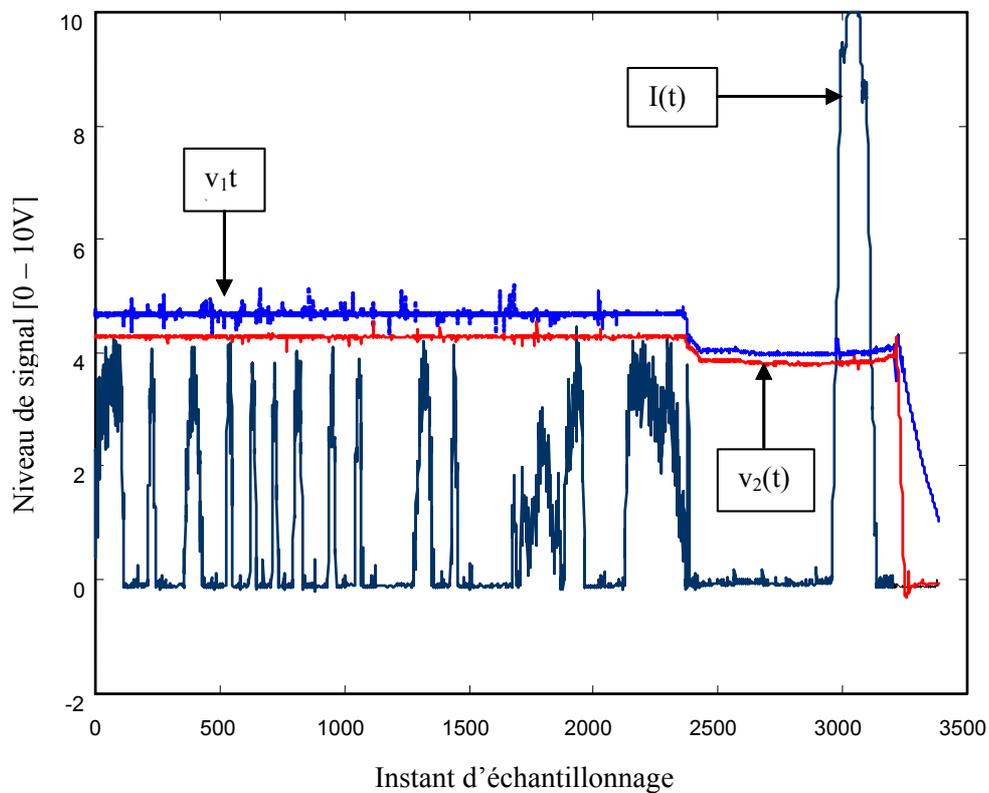


Fig. 6.12a: Dynamique des paramètres du moteur

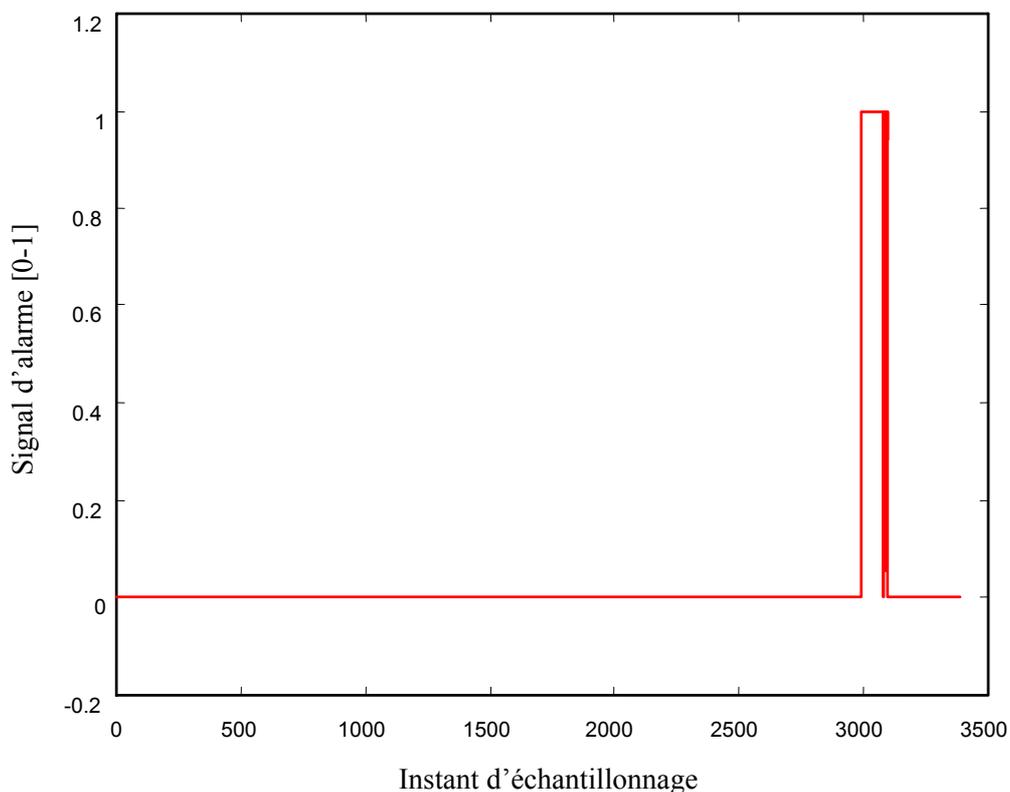


Fig. 6.12b: Evolution du signal d'alarme

Exemple III

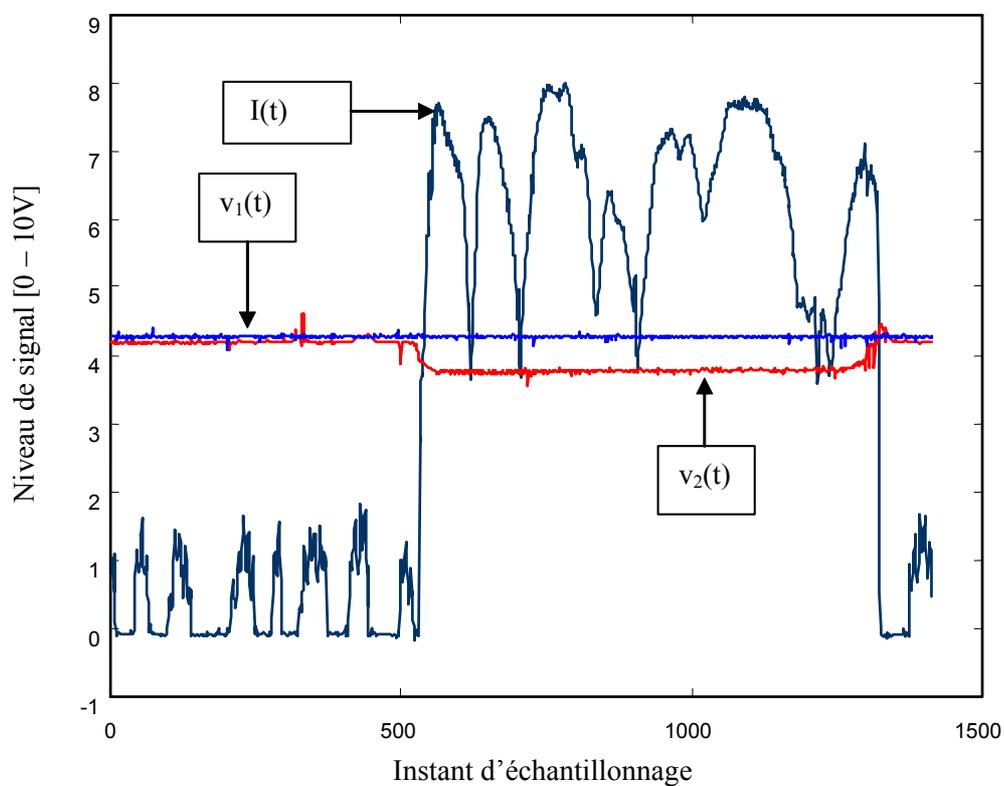


Fig. 6.13a: Dynamique des paramètres du moteur

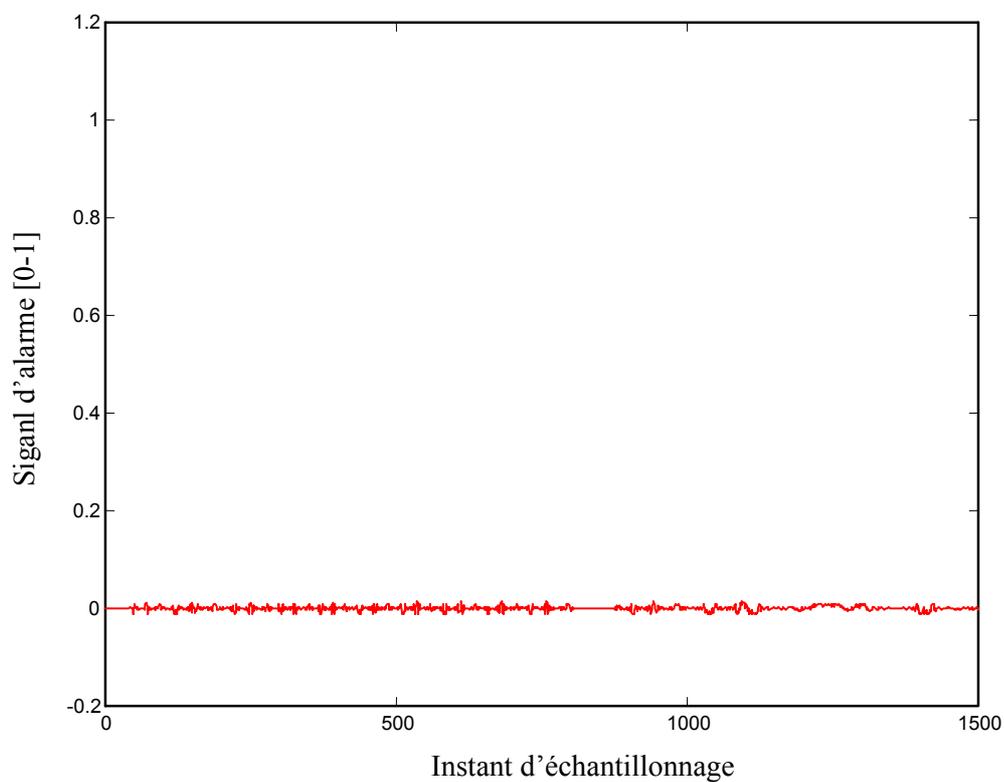


Fig. 6.13b: Evolution du signal d'alarme

6.3. Modélisation et simulation des conditions de coupe en laminoir à fil et rond

6.3.1. Introduction

L'optimisation des processus industriels dépend principalement du niveau d'automatisation et de précision des capteurs de mesures des processus. Cependant, beaucoup de facteurs tels que les perturbations, les erreurs d'instrument, et les défauts de processus sont des sources de dysfonctionnements du système.

L'approche conventionnelle de détection et de diagnostic des défaillances emploie des modèles statiques ou dynamiques du processus y compris les méthodes d'observateur.

Nous considérons dans ce travail une application des techniques des réseaux de neurones pour la modélisation, la simulation et l'évaluation de la qualité de coupe en laminoir à fil et rond. Dans une première étape un modèle à réseau de neurones a été identifié à l'aide d'un ensemble de données caractérisant le fonctionnement normal et dégradé du processus. Après convergence de l'identification le modèle a été utilisé pour la classification de la qualité. Le diagnostic et la classification des défauts sont basés sur l'analyse des résidus.

Nous considérons dans cette partie une application de modélisation et de simulation par les réseaux de neurones pour le diagnostic et la classification des défauts de coupe en laminoir à fil et rond. L'apprentissage du modèle est obtenu en utilisant une base de données de production et un algorithme de rétro propagation. Il est employé un réseau de neurones ayant pour entrées le signal de commande et de courant du moteur de coupe. Le signal du courant de coupe est décalé d'une période d'échantillonnage.

La sortie du réseau est constituée par le signal actuel du courant de coupe. A la suite d'une campagne d'essais, la structure et les paramètres du modèle ont été déterminés. La qualité de coupe a été évaluée par l'intermédiaire d'une nouvelle série de données de production. L'application de cette approche contribue à la réduction des coûts de management et d'inspection de la qualité.

6.3.2. Application

6.3.2.1. Description du processus

La figure 6.14 donne le principe du processus de coupe en laminoir à fil et rond. La barre est engagée entre les rouleaux pour être coupée. Dès l'activation du signal de commande $u(t)$, le moteur de la cisaille démarre, le signal $u(t)$ est délivré par une cellule photo électrique. La coupe est ainsi caractérisée par la dynamique du signal de courant de coupe $y(t)$. Cette dynamique définit la qualité de coupe. Les données d'une coupe optimale ont été utilisées pour l'identification du modèle.

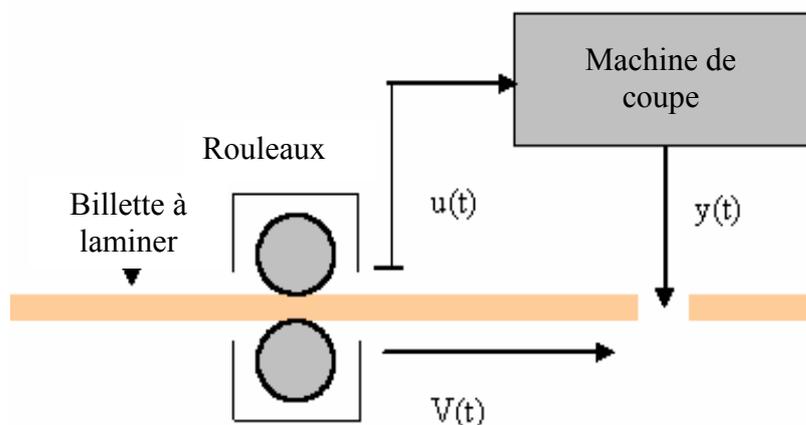


Fig.6.14: Principe de coupe en laminoir à fil et rond

6.3.2.2. Collecte des données

Le principe de la collecte des données est illustré dans le schéma suivant (Fig. 6.15). Les données principales telles que $u(t)$ et $y(t)$ ont été obtenues sur un système d'acquisition des données en temps réel. Toutes les données ont été stockées sur le disque dur de l'ordinateur pour traitements ultérieurs.

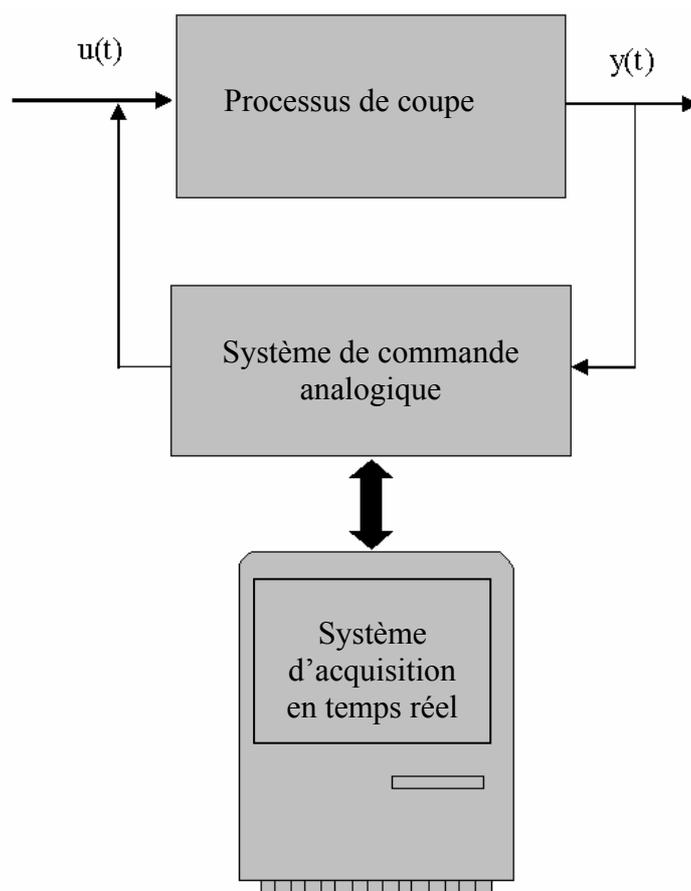


Fig.6.15: Principe d'acquisition des données

6.3.2.3. Modélisation du processus de coupe

Le modèle du processus est employé pour prévoir de nouveaux résultats de coupe. Le résidu, obtenu par la différence entre la sortie du modèle et la sortie réelle, est utilisé pour la détection et le diagnostic par les techniques de seuil, de classification et autres méthodes [12,13].

La détection et le diagnostic se déroulent en deux étapes principales:

- Une étape de modélisation et identification du processus
- Une étape de détection et de diagnostic. Cette phase est basée sur l'analyse de l'importance des résidus.

Après plusieurs essais, le modèle a été défini par la structure suivante :

$$y(t) = NN[y(t-1), u(t)] \quad (6.7)$$

L'équation (6.7) a deux entrées, la première est le signal de commande $u(t)$, la seconde est le signal $y(t-1)$ qui représente le courant du moteur de coupe.

Le diagnostic et la classification des défauts est basée sur l'analyse de la dynamique de la fonction d'auto corrélation du résidu $r(t)$

$$C_{xx}(i) = \sum_{t=1}^{\infty} r(t).r(t-i) \quad (6.8)$$

La qualité de la coupe est déterminée selon l'importance du critère suivant:

$$Q = \sum_{i=1}^n C_{xx}(i)^2 \quad (6.9)$$

Les données d'une coupe optimale ont été choisies pour l'apprentissage du modèle (Fig.6.17). L'apprentissage est effectué par l'algorithme de rétro propagation avec les valeurs des paramètres suivants :

$$\alpha=0.7$$

$$\eta=0.5$$

L'architecture du réseau est définie comme suit:

- Le nombre d'entrées $n_i=2$
- Le nombre des neurones dans la première couche cachée $n_1 = 5$
- Le nombre des neurones dans la deuxième couche cachée $n_2 = 4$
- Le nombre des sorties $n_o = 1$

6.3.2.4 Evaluation de la qualité de coupe

L'évaluation de la qualité de coupe est déterminée en fonction des variations de la dynamique du signal $y(t)$. La figure 6.16 montre un exemple de classification de la qualité des différentes formes de coupe.

Le résultat du diagnostic est donné en fonction des résultats des coupes obtenus (coupe optimale, acceptable, moyenne et mauvaise).

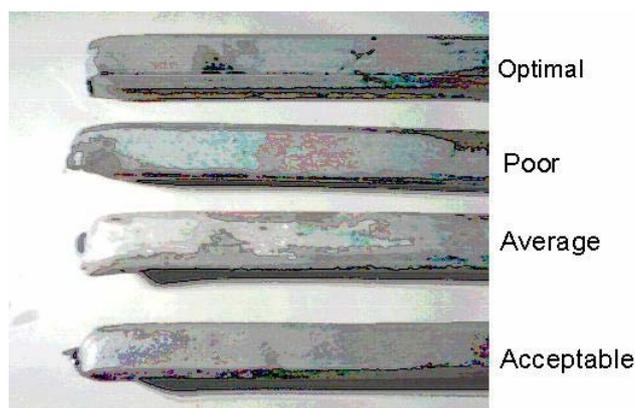


Fig. 6.16: Classification de la qualité de coupe

6.3.3. Simulation

La coupe caractérisée par les données de la figure 6.17 a été choisie comme référence, les données associées à cette figure ont été employées pour la modélisation. Après convergence, la structure et les paramètres obtenus ont été utilisés pour la prédiction. La figure 6.17a montre la dynamique de convergence de l'apprentissage. La fonction d'auto corrélation du résidu est donnée par l'équation (6.8). La fonction d'auto corrélation tient compte de la dynamique du résidu. La qualité finale de coupe est définie par un l'indice donné par l'équation (6.9). Cet indice est une somme des valeurs quadratiques de la fonction d'auto corrélation. Les résultats d'application en temps réel de cette approche sont donnés par les figures 6.18, 6.19, 6.20 et 6.21. La simulation a été évaluée en utilisant des séquences de coupe. Le tableau 6.2 donne une évaluation de la qualité de coupe en utilisant les équations décrites précédemment.

Fig.6.17a Convergence

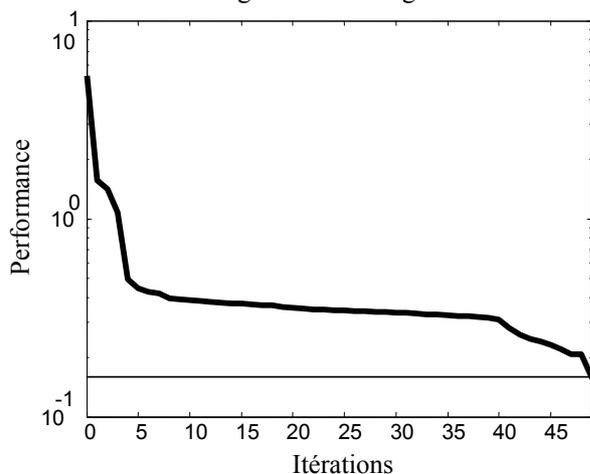


Fig.6.18a : Sorties calculée et réelle

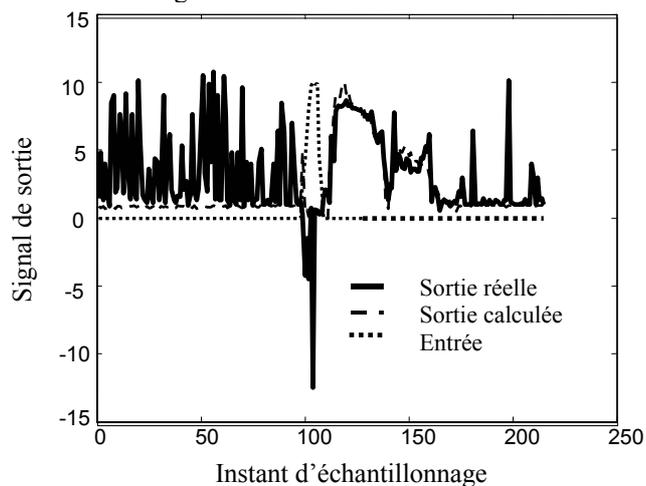


Fig.6.17b : Sorties calculée et réelle

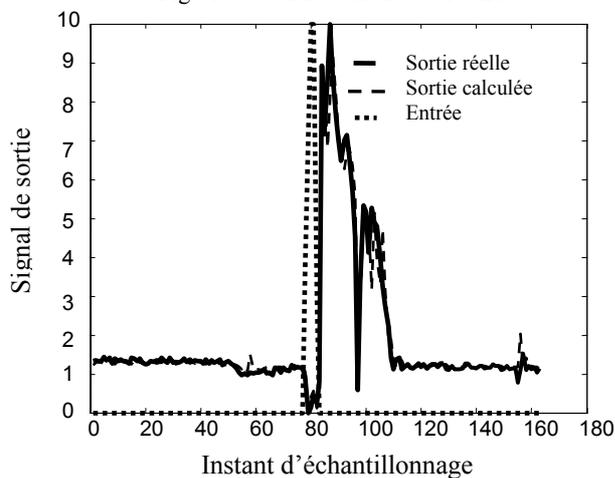


Fig.6.18b: Résidu

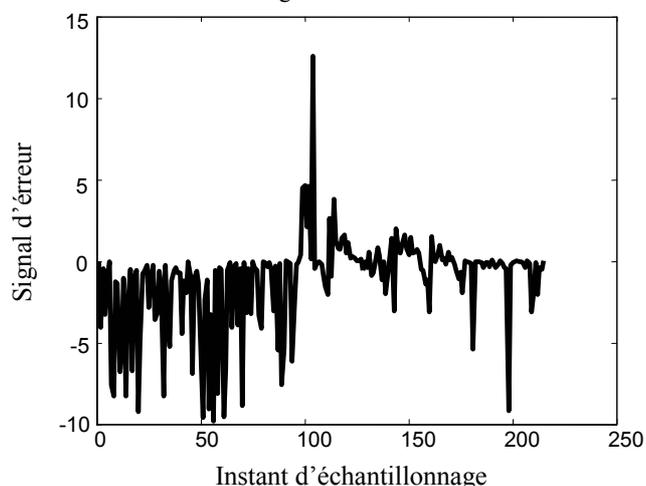


Fig.17c :Résidu

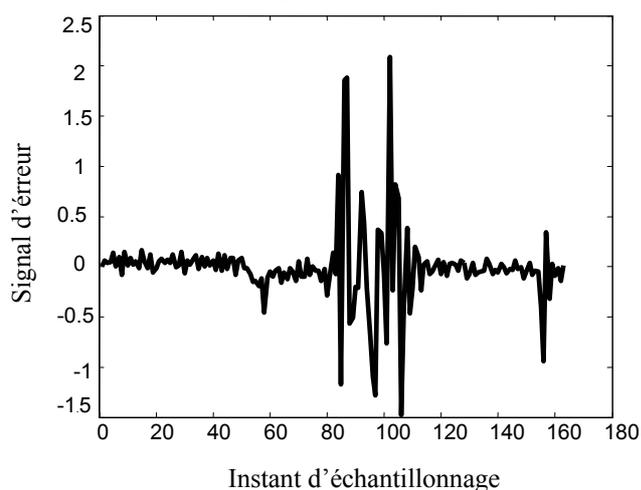


Fig.6.19a: Sorties réelle et calculée

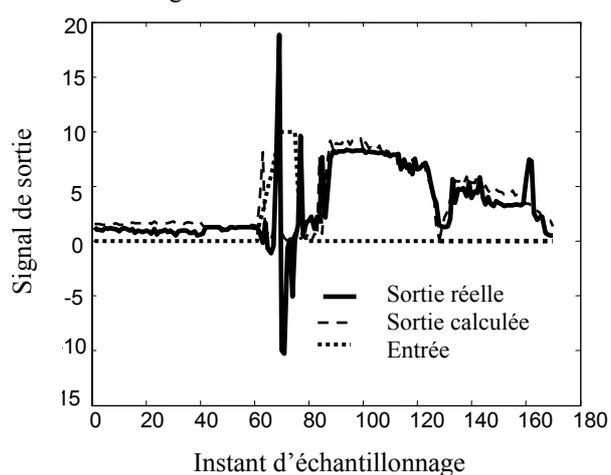


Fig.6.19b: Résidu

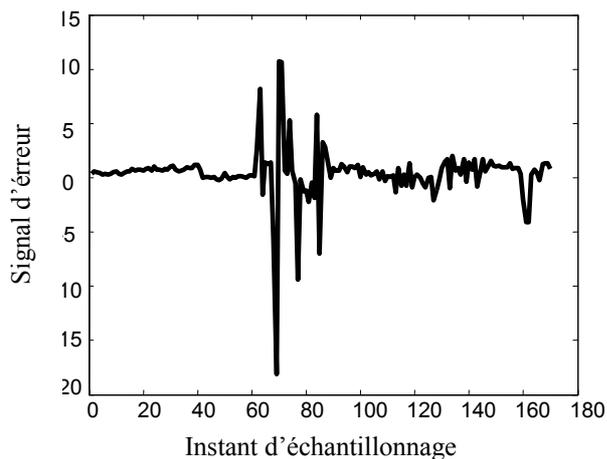


Fig.6.21a: Sorties réelle et calculée

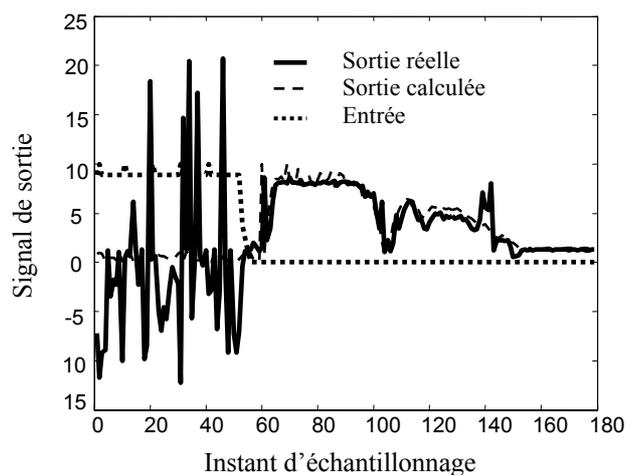


Fig.6.20a: Sorties réelle et calculée

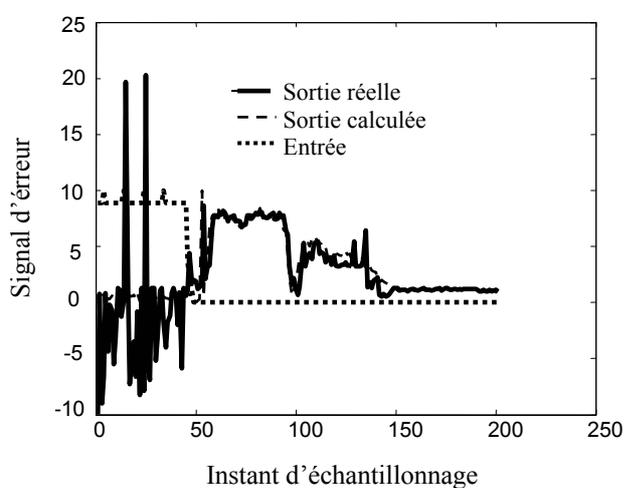


Fig.6.21b: Résidu

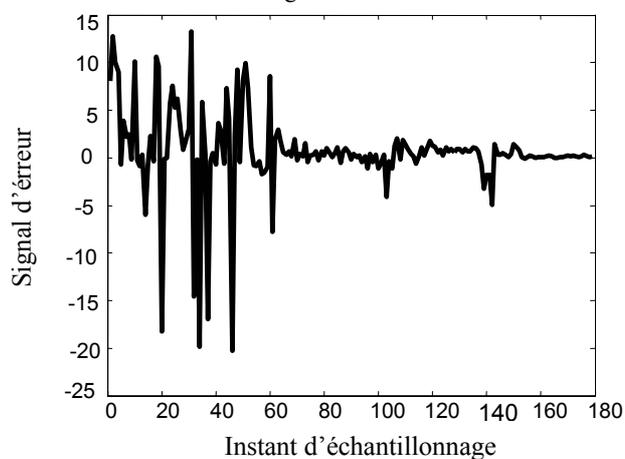
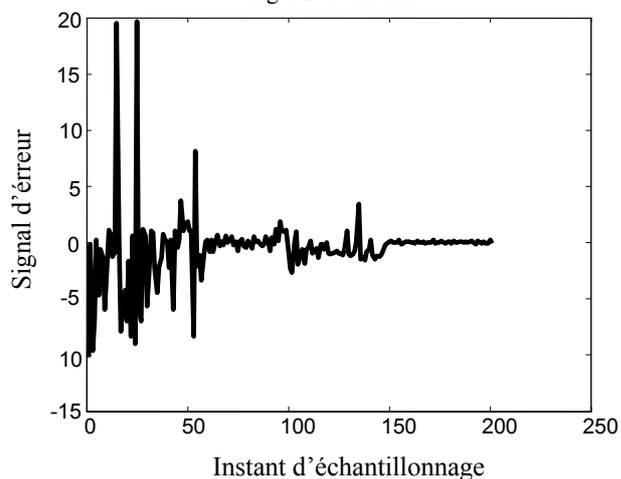


Fig.6.20b: Résidu



Séquence de coupe	Performance de la coupe Q	Classification
Sequence 1 (Fig.6.17)	7.0572	Optimale
Sequence 2 (Fig.6.18)	$8.6415 \cdot 10^5$	Acceptable
Sequence 3 (Fig.6.19)	$1.5100 \cdot 10^5$	Bonne
Sequence 4 (Fig.6.20)	$5.6136 \cdot 10^5$	Moyenne
Sequence 5 (Fig.6.21)	$5.5100 \cdot 10^5$	Moyenne

Table 6.2 : Classification des défauts

6.3.4. CONCLUSION

Dans cette partie une application des techniques de détection et de diagnostic de défaut de coupe en laminoir à fil et rond à base de modèle a été développée. Cette approche nous a permis d'évaluer la qualité de coupe, il sera intégré dans le système de supervision en ligne du processus sous une forme d'application logicielle. Cette intégration permet une réduction des opérations de contrôle et d'inspection de la qualité.

7 CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Les résultats de nos travaux est une contribution effective à l'optimisation des processus sidérurgiques. Des outils de modélisation avancée utilisant les techniques des réseaux de neurones ont été appliquées pour les différentes phases de la production. Une importance particulière a été donnée au développement d'un système fiable de détection – prédiction des percées en coulée continue. Les capacités d'un tel système ont été examinées en utilisant des bases de données de percées d'EKO STAHL, Eisenhüttenstadt, Allemagne.

Un système de détection de percées a été développé, ce dernier utilise un modèle de réseaux de neurones ayant pour entrées un ensemble de températures mesurées par des thermocouples fixés sur la lingotière. Il a été développé, implémenté et testé. L'apprentissage du modèle a été effectué à base de données relatives à des vraies et de fausses percées.

Dans le cas des vraies alarmes, le modèle développé a bien détecté toutes les percées et même parfois légèrement en avance par rapport au système conventionnel installé sur la coulée continue d'EKO STAHL. L'algorithme développé a bien détecté les percées réelles.

Dans le cas des fausses alarmes, le modèle développé n'a pas détecté les fausses alarmes dans la majorité des cas.

La capacité du modèle à réseau de neurones à faire la différence entre les fausses et les vraies alarmes lui permet d'être aisément généralisé pour d'autres applications de contrôle temps réel des défaillances dans les processus (pannes, qualité etc...). Ce travail est une première phase de développement du système de détection de percées. Un ensemble de données de percées ont été sélectionnées pour l'apprentissage, la validation et la simulation. Certainement il y aura d'autres améliorations du système qui auront lieu au fur et à mesure que le système sera installé. Il sera enrichi par la détection d'autres percées.

Les propriétés d'un tel système sont:

- Détection fiable des percées
- Minimisation des fausses alarmes
- Invariance avec la qualité et la nuance de l'acier coulée.
- Robustesse par rapports aux changements des conditions et opérations de coulée.
- Robustesse par rapport aux variations du niveau de bain liquide en lingotière et de la température.

Les résultats d'évaluation du système développé en off line ont été entièrement confirmés. Toutes les vraies alarmes ont été détectées. Cependant, pour le système développé les alarmes sont détectées suffisamment à l'avance par rapport au système conventionnel. D'autres développements ultérieurs semblent être nécessaires pour une meilleure optimisation de la structure et des paramètres du modèle.

En chapitre 3, un modèle de prédiction a été conçu et validé par la simulation et la pratique. L'apprentissage du modèle a été effectué par un algorithme de rétro propagation. L'apprentissage a été réalisé entre deux coulées puisque le temps inter coulée est suffisamment long. Des essais industriels à grande échelle, l'implémentation en ligne en aciérie et le développement d'un progiciel sont actuellement en étude avec le groupe SIDER Algérie. Dans des situations spécifiques du processus d'affinage d'acier (là où il y a des problèmes liés à la synchronisation du processus et aux pannes d'équipement d'analyse chimique), ce modèle peut être employé comme un soft analyseur pour estimer la composition chimique et la température de l'acier liquide sans attente des résultats du laboratoire. Cette approche peut être généralisée sans difficultés à d'autres processus analogues.

Une approche de commande en boucle fermée a été développée et simulée au chapitre 5. La commande à réseaux de neurones a de bonnes performances vis-à-vis des changements des différents paramètres caractérisant le modèle de transfert thermique tel que les variations de la vitesse de coulée, de la température de l'acier liquide et des points de consigne des températures de la surface de la brame. Les changements de la température de surface de la brame sont plus petits que dans le cas de la commande conventionnelle. Les effets de couplage ont été également minimisés.

L'implémentation en ligne de la commande sur ordinateur de processus est en cours. La commande en boucle fermée exige une mesure continue de la température de surface dans les zones de refroidissement. Ceci pourra être considéré comme un inconvénient. Dans la pratique, il est recommandé que cette approche devrait être employée dans des situations spécifiques tel que la coulée des aciers de nuances sensibles.

Au chapitre 6, un système a été développé pour la supervision, la détection et le diagnostic des défaillances tel que les pannes et les défauts de surface générés par les percées. La surveillance en temps réel des paramètres de processus est un outil important pour la détection et la réparation. Cette approche de surveillance permet de réduire le temps de recherche et de diagnostic des défauts par l'utilisation de modèles mathématiques. Des bases de données de défauts relatifs à l'équipement électrique d'entraînement de la vitesse de coulée ont été employées pour le développement et la validation de modèles. Ces modèles ont été utilisés pour la prédiction de nouvelles pannes typiques du thyristor. Un modèle est mis en application sur calculateur de processus.

La surveillance et le contrôle qualité de la surface de la brame sont obtenus par un classificateur non linéaire utilisant les techniques des réseaux de neurones. Ce système assure le management du nombre d'alarmes détectant une percée en relation avec l'importance de la propagation des fissures en surface de la brame. Il peut être employé comme un guide pour le service contrôle et inspection de la qualité.

Le modèle de gestion des alarmes en relation avec l'importance du défaut reste ouvert pour d'autres développements tels que l'application des techniques de la logique floue. L'application de cette technologie pour la prévision d'autres types de défauts pourra faire le sujet de futurs travaux de recherches et de développement.

Une contribution à l'amélioration des principaux processus sidérurgiques a été réalisée par l'introduction d'outils scientifiques basés sur la mise en œuvre en ligne de modèles mathématiques. Une importance particulière a été donnée au système de détection de percées qui a un grand impact économique en aciérie.

La modélisation mathématique ne résout pas complètement les problèmes en aciérie mais dans la majorité de cas elle contribue efficacement à l'amélioration et à l'optimisation.

8 REFERENCES

- [1] K.Mörwald et al., Dynacs: Cooling system—features and operational results, *Ironmaking and Steelmaking*, 25(4), pp 323-327, 1998.
- [2] M^{me}Etiene, Reflexion sur le contrôle du refroidissement secondaire des installations de coulée continue, rapport de la commission coulée continue, Centre de Recherche Métallurgique de Liège, 1977.
- [3] M^{me}Etiene, Contrôle métallurgique d'une machine de coulée continue à brames, Rapport final convention CCE/Centre de Recherche Métallurgique de Liège, Belgique Nr 7210, CA/204, 1977.
- [4] J.P.Birat, Modelling and process control in steel industry, *Revue de Métallurgie*, CIT (11), pp 1348-1367, 1997.
- [5] A.J.Morris and E.B.Martin, Neural networks—Panacea or pragmatic solution, European Commission for Technical Steel Research, ECSC Workshop, Proceedings of Application of Artificial Neural Network Systems in the Steel Industry, Brussels 22-23 January, pp 9-41, 1998.
- [6] M.Sanarico, Neural networks: The ideal and the commercially available tools, European Commission for Technical Steel Research, ECSC Workshop, Proceedings of Application of Artificial Neural Network Systems in the Steel Industry, Brussels 22-23 January, pp 45-50, 1998.
- [7] J.Frigière, L.Bertrand, M.Chouvet, M.Lallier and R.Perisse, The state of the art of neural network application in the iron and steel industry outside of Europe, European Commission for Technical Steel Research, ECSC Workshop, Proceedings of Application of Artificial Neural Network Systems in the Steel Industry, Brussels 22-23 January, pp 53-62, 1998.
- [8] M.Falzetti, J.Mochon and S.Kumar, Results and perspectives of using artificial intelligence techniques in blast furnaces: The FANCIM project, European Commission for Technical Steel Research, ECSC Workshop, Proceedings of Application of Artificial Neural Network Systems in the Steel Industry, Brussels 22-23 January, pp 95-104, 1998.
- [9] K.Harste et al., Optimisation of casting and cooling strategies in continuous casting with help of mathematical modelling, 10th PTD Conference Toronto Canada, (10), pp 305-316, 1992.

- [10] H.Whittker, M.Hartwig, M.Poschmann and A.Seeliger, The use of neural networks in BOS Process Modelling, European Commission for Technical Steel Research, ECSC Workshop, Proceedings of Application of Artificial Neural Network Systems in the Steel Industry, Brussels 22-23 January, pp 135-144, 1998.
- [11] M.Hormel and M.Schwartz, Breakout prediction in continuous casting by artificial neural networks, European Commission for Technical Steel Research, ECSC Workshop, Proceedings of Application of Artificial Neural Network Systems in the Steel Industry, Brussels 22-23 January, pp159-167, 1998.
- [12] S.Li, X.Gao, J.Chai and X.Wang, Neural network techniques and its applications in ladle furnace burden, Proceedings of IFAC Automation in Steel Industry: Current Practice and Future Developments, pp 165-168, 1997.
- [13] J.Bast und S.Bouhouche, Mathematische Modellierung einer Stranggießanlage, Freiburger Forschungshefte, Automatisierung in der Montanindustrie Freiberg Germany A839, pp 37-50, 1997.
- [14] C.Barlocco, Projet d'un système d'automatisation du refroidissement secondaire en coulée continue, *Révue de Métallurgie, CIT* (12), pp 947-951, 1983.
- [15] B.Stefano et al., Computer control and optimisation of secondary cooling during continuous casting, *Iron and Steel Engineer* (11), pp 21-26, 1986.
- [16] K.Harste et al., Process Control and strand condition monitoring at Dillinger Hüttenwerke, *Révue de Métallurgie, CIT* (4), pp 1241-1247, 1996.
- [17] B.Holger, Computersimulation thermischer und mechanischer Vorgänge beim Brammenstranggießen von Stahl, Dissertation Dr.-Ing Nr 94.10186/3, TU Bergakademie Freiberg 1994.
- [18] K.H. Spitzer et al., Mathematical model for thermal tracking and on-line control in continuous casting, *ISIJ International*, 32 (7), pp 848-856, 1992.
- [19] M.Sergio, S.E.Alice and B.Bopaya, Neural predictive quality model for slip casting using categorical metrics, Proceedings of the 2nd Industrial Engineering Research Conference, pp 265-269, 1993.
- [20] F.Angela and L.Marcel, Quality control in die casting with neural networks, Proceedings of 1st International Symposium on Neuro-Fuzzy Systems, pp 1-7, 1996.
- [21] E.Laitinen. and P.Neittaanmaki, On numerical simulation of the problem connected with the control of the secondary cooling in the continuous casting process, *CTAT* 14(3), pp 284-305, 1988.

- [22] M.Larrecq, C.Saguez et M.Wanin, Modèle mathématique de la solidification en coulée continue tenant compte de la convection à l'interface solide-liquide, *Révue de Métallurgie, CIT* (6), pp 337-352, 1978.
- [23] B.Lally, L.Biegler and H.Henein, Finite difference heat transfer modelling for continuous casting, *Metallurgical Transactions B21* (4), pp 761-770, 1990.
- [24] S.Louhenkilpi, E.Laitinen and R.Nieminen, Real-time simulation of heat transfer in continuous casting, *Metallurgical Transactions B* (24), pp 685-693, 1993.
- [25] I.F.Taylor, G.J.Thornton and R.J.Batterham, Process control models for real-time applications, *Ironmaking and Steelmaking* 17, (6), pp 438-442, 1990
- [26] G.Brunnbauer, B.Rummer and J.Marhart, The fully automatic blast furnace only a vision, *Révue de Métallurgie*, (6), pp 542-552, 2001.
- [27] R.Capotosti, F.Macci and A.Spaccarotella, Computerised surface quality prediction in the continuous casting of stainless steel slabs, *AISE Spring Convention, Salt Lake City*, pp 61 – 71, 1995.
- [28] D.Lee, J.S.Lee and T.Kang, Adaptive fuzzy control of the molten steel level in a strip casting process, *Control Engineering Practices*, 4, (11), pp 1511-1520 , 1996.
- [29] L.Brimacombe, C.Jackson and N.Schofield, Artificial intelligence expert system for steelworks pollution control, *Révue de Métallurgie, CIT* (1), pp 111-116, 2001.
- [30] C.Harris, M.Brown, K.M.Bossley, D.J.Mills and F.Ming, Advances in neuro-fuzzy algorithms for real-time modelling and control, *Engineering Application of Artificial Intelligence*, 9, (1), pp 1-16, 1996.
- [31] K.E.Blazek and I.G.Saucedo, Recovery of sticker type breakouts, *Proceedings of Steelmaking Conference*, pp 99-107, 1989.
- [32] J.H.Zietsman, S.Kumar, J.A.Meech, I.V.Samarasekera and J.K.Brimacombe, Taper design in continuous billet casting using neural networks, *Ironmaking and Steelmaking* 25 (6), pp 476-483, 1998.
- [33] P.Bellomo, M.Milone, A.Spaccarotella, F.Vicino and M.Sanarico, Stainless steel slab surface quality prediction by means of artificial neural networks, *European Commission for Technical Steel Research, ECSC Workshop, Proceedings of Application of Artificial Neural Network Systems in the Steel Industry, Brussels 22-23 January*, pp 181-193, 1998.

- [34] L.G.Lock, A.R.Mc.Namara, K.C.The, H.M.Lie, B.J.Orenstein and D.J.H.Brown, Rapid prototyping tools for real-time expert systems in the steel industry, ISIJ International, 30, pp 90-97, 1990.
- [35] N.Link and N.Holzkecht, Quality prediction by data based methods, European Commission for Technical Steel Research, ECSC Workshop, Proceedings of Application of Artificial Neural Network Systems in the Steel Industry, Brussels 22-23 January, pp 171-178, 1998.
- [36] N.Chakraborti and A.Mukherjee, Optimisation of continuous casting mould parameters using genetic algorithms and other allied techniques, Ironmaking and Steelmaking, 27, (3), pp 243-247, 2000
- [37] S.Bouhouche, M.S.Boucherit and M.Lahreche, Improvement of breakout detection system in continuous casting process using neural networks, IEEE Proceedings on Advanced Process Control Applications for Industry Workshop, Vancouver, Canada, pp 53-63, 2001, (Site Internet www.ieee-ias.org/apc2001).
- [38] N.Ramaseder and J.Heiss, VAI-CON^R Temp: Continuous temperature monitoring in metallurgical vessels, Révue de Métallurgie, CIT (6), pp 562-569, 2001.
- [39] P.N.Hewih, A.Robson, A.S.Normanton, N.S.Hunter and A.Scholes, Continuous casting development at British steel, Révue de Métallurgie, CIT (6), pp 765-776, 1998.
- [40] H. Kominami et al., Neural networks system for breakout prediction in continuous casting process, Nippon Steel Technical Report, (49), pp 34-38, 1991.
- [41] S.B.Singh, H.K.D.H.Bhadeshia, D.S.C.Mackay, H.Creyand and I.Martin, Neural network analysis of steel plate processing, Ironmaking and Steelmaking, 25, (5), pp 355-365, 1998.
- [42] P.Hemy, R.Smylie and C.Srinivasan, Analysing casting problem by the on-line monitoring of continuous casting mold temperatures, JOM-e, 2002, www.umd.tms.org/pubs/journals/JOM/021/Hemy/Hemy-0201.html
- [43] J.T.Niu, L.J.Sun and P.Karjalainen, A neural network-based model for prediction of hot-rolling austenite grain size and flow stress in microalloy steel, Acta Metallurgica Sinica (English letters), 13, (2), pp 521-530, 2000.
- [44] F.H.R.Sesselmann, Improving EAF energy utilisation with electrode controllers based on neural networks, Proceedings of IFAC Automation in Mining, Mineral and Metal Processing, pp 61-67, 1998.

- [45] S.Z.Suo, L.Yuon and S.Kang, The AGC-ASC synthetic artificial neural networks controllers, Proceedings of IFAC Automation in Mining, Mineral and Metal Processing, pp 137-142, 1998.
- [46] N.Bhat, P.Minderman and P.Mc.Avoy, Use of neural nets for modelling of chemical process systems, IFAC Symposium, pp 21-23, 1989.
- [47] Di.Psaltis, A.Sideris and A.Yamamura, A multilayered neural network controller, IEEE Control System Magazine, pp 17-21, 1988.
- [48] M.Norgaard, O.Ravn, N.K.Poulsen and L.K.Hansen, Neural networks for modelling and control of dynamic systems, Springer, ISBN 1-85233-227, 2000.
- [49] M.Jansen, E.Broese, B.Feldkeller, O.Gramckown, T.proppe, M.Schlang and G.Sorgel, Application of neural networks to process control in steel industry, Proceedings of IFAC Automation in Mining, Mineral and Metal Processing, pp 177-182, 1998.
- [50] M.Waller and H.Saxén, Time-varying Fir-models for short-term prediction of pig silicon content, Proceedings of IFAC Automation in Mining, Mineral and Metal Processing, pp 227-232, 1998.
- [51] M.Hadjiski, I.Kalaykov and S.Mollov, Neural network modelling and control of parameter depending metallurgical plants, Proceedings of IFAC Automation in Mining, Mineral and Metal Processing, pp 375-380, 1998.
- [52] G.C.Goodwin and R.Middleron, Advanced control applications in the steel industry, Proceedings of IFAC Automation in Steel Industry: Current Practice and Future Developments, pp 13-18, 1997.
- [53] Y.I.Kim, K.C.Moon, B.S.Kang, C.Han and K.S.Chang, Application of Neural network to supervisory control of reheating furnace in steel industry, Proceedings of IFAC Automation in Steel Industry: Current Practice and Future Developments, pp 33-38, 1997.
- [54] H.Ingason and G.R.Jonsson, On the control of silicon ratio in ferrosilicon production, Proceedings of IFAC Automation in Steel Industry: Current Practice and Future Developments, pp 73-78, 1997.
- [55] Y.Kueon and S.Y.Yoo, Mold level control in continuous caster via non-linear control technique, Proceedings of IFAC Automation in Steel Industry: Current Practice and Future Developments, pp 169-173, 1997.
- [56] X.G.Shujiangli, T.Chai and X.Wang, Intelligent compound control of direct current electric arc furnace, Proceedings of IFAC Automation in Steel Industry: Current Practice and Future Developments, pp 135-140, 1997.

- [57] J.S.Choi, H.Kim and Y.J.Moon, Identification and adaptive control of dynamic systems using self-organised distributed networks, Proceedings of IFAC Automation in Steel Industry: Current Practice and Future Developments, pp 91-96, 1997.
- [58] D.Y.Seok and J.S.Lee, Adaptive inverse control for non-linear plants, Proceedings of IFAC Automation in Steel Industry: Current Practice and Future Developments, pp 199-204, 1997.
- [59] S.Johnstone and A.G.Taylor, Application of multivariate statistical methods to blast furnace hearth temperatures, European Commission for Technical Steel Research, ECSC Workshop, Proceedings of Application of Artificial Neural Network Systems in the Steel Industry, Brussels 22-23 January, pp 69-91, 1998.
- [60] K.S.Yoon and M.H.Lee, On the design of self-tuning controller using generalised predictive control, Proceedings of IFAC Automation in Steel Industry: Current Practice and Future Developments, pp 85-90, 1997.
- [61] M.L.Goc and C.C.Thirion, The SACHEM experience on artificial neural networks application, European Commission for Technical Steel Research, ECSC Workshop, Proceedings of Application of Artificial Neural Network Systems in the Steel Industry, Brussels 22-23 January, pp107-131, 1998.
- [62] C.D.I.Massimo, G.A.Montague, M.J.Willis, M.T.Tham and A.J.Morris, Towards improved penicillin fermentation via artificial neural networks, Computer in Chemical Engineering, 16, (4), pp 283-291, 1992.
- [63] S.Kumar et al., Development of intelligent mould for on-line detection defects in steel billets, Ironmaking and Steelmaking, 26(4), pp 269-284, 1999.
- [64] M.Konishi, Development of intelligent processes in iron and steel industry, Metal and Technology (Japan), 63, (2), pp 11-15, 1993.
- [65] J.D.Madill, Application of mould thermal monitoring to Avesta Sheffield's SMACC slab caster, Ironmaking and Steelmaking, 23, (3), pp 228-234, 1996.
- [66] S.Bouhouche, M.Lahreche and J.Bast, Mould thermal monitoring and control in continuous casting process, Proceedings of 6th Arab Congress on Iron and Steel Industry, Alexandria-Egypt, October 2000.
- [67] P.Albertos, J.Picó, J.L.Nnavado and A.Crespo, Some issues on artificial intelligence techniques in real-time process control, Proceedings of IFAC Automation in Steel Industry: Current Practice and Future Developments, pp 1-12, 1997.

- [68] A.Heinrich and S.Roman, Latest development for control of high quality processed steel strips, Proceedings of IFAC Automation in Mining, Mineral and Metal Processing, pp 393-398, 1998.
- [69] C.A.M.Pinheiro, I.V.S.Samarasekera, J.K.Brimacombe, B.Howes and O.Gussias, Mould heat transfer and continuously cast billet quality with mould flux lubrication Part2: Quality issues, Ironmaking Steelmaking, 27, (2), pp 144-159, 2000
- [70] J.Lunze, Process supervision by means of qualitative models, Proceedings of IFAC Automation in Mining, Mineral and Metal Processing, pp 105-118, 1998.
- [71] D.Meyer and S.Heinkel, An information system for quality data in industrial production processes, Proceedings of IFAC Automation in Mining, Mineral and Metal Processing, pp 165-169, 1998.
- [72] S.Burkhardt and U.Stein, Automatic surface inspection and quality control-A survey, Proceedings of IFAC Automation in Mining, Mineral and Metal Processing, pp 183-186, 1998.
- [73] T.Kim and S.R.T.Kumara, Boundary defect recognition using neural networks, International Journal of Production Research, 35, (9), pp 2397-2412, 1997.
- [74] W.R.Irving, Online quality control for continuously cast semis, Ironmaking and Steelmaking, 17, (3), pp 197-202; 1990
- [75] D.Widlund, A.Medvedev and R.Gyllenram, Towards model-based closed-loop control of the basic oxygen steelmaking process, Proceedings of IFAC Automation in Mining, Mineral and Metal Processing, pp 69-74, 1998.
- [76] O.Reisch, R.Weller and T.Pirron, TOPAZ-Decentralised cooperative production management, Proceedings of IFAC Automation in Mining, Mineral and Metal Processing, pp 81-85, 1998.
- [77] H.Albrecht and B.Peters, Communication in process control, Proceedings of IFAC Automation in Mining, Mineral and Metal Processing, pp 281-286, 1998.
- [78] B.lodin, T.K.Lovborg-Laustsen, A.Kjaer, J.weiss, H.Preissl and P.Juza, Slab caster automation upgrade at Dansteel Denmark, Révue de Métallurgie, CIT (6), pp 753-761, 2000.
- [79] G.Sorgrl, T.Poppe and M.schlang, Real-time control with neural networks in steel processing, European Commission for Technical Steel Research, ECSC Workshop, Proceedings of Application of Artificial Neural Network Systems in the Steel Industry, Brussels 22-23 January, pp 209-225, 1998.

- [80] C.Foulard, S.Gentil and J.P.Sandraz, *Commande et régulation par ordinateur numérique* Cinquième Edition Eyrolles, 1987.
- [81] M.Najim, *Identification et modélisation en traitement de signal*, Edition Masson, 1988.
- [82] M.Cabarrere, J.P.Krief et B.Gimonet, *Le filtrage et ses applications*, Cepaques Editions, 1982.
- [83] K.Najim, *Commande adaptative des procédés industriels*, Edition Masson, 1982.
- [84] I.D.Landau et al., *Commande adaptative aspects théoriques et pratiques*, Edition Masson, 1986.
- [85] L.Praly, *Introduction à la théorie de la commande adaptative des systèmes linéaires*, Ecole Supérieure des Mines de Paris, Centre Automatique et Systèmes, Février 1992.
- [86] K.Najim et G.Murat, *Optimisation et commande en génie des procédés*, Edition Masson, 1987.
- [87] C.A.Bazzo, *Le filtrage optimal et ces applications aux problèmes de poursuite*, Tome 2, Edition Lavoisier, 1983
- [88] S.Chen and S.A.Billing, *Neural networks for non-linear dynamic system modelling and identification*, *International Journal of Control* 56 (2), pp 319-346, 1992.
- [89] S.Weerasooriya and M.A.Sharkawi, *Identification and Control of a DC Motor using back-propagation neural networks*, *IEEE Transactions On Energy Conversion* 6(4), pp 663-670, 1991.
- [90] E.Yurio et al., *Feedforward control of thermal plants using neural networks*, *Research Reports on Information Science and Electrical Engineering of Kyushu University*, 03 (1), pp 13-21, 1998.
- [91] A.P.Loh, K.O.Looi and K.F.Fong, *Neural network modelling and control strategies for a pH process*, *Journal of Process Control*, 15 (6), pp 355-362, 1995.
- [92] W.Zhenni, D.Christine, T.Ming and J.A.Morris, *A procedure for determining the topology of multilayer feedforward neural networks*, *Neural Networks*, 7, (2), pp 291-300, 1994.
- [93] D.Pham and X.Liu, *State space identification of dynamic systems using neural networks*, *Engineering Application in Artificial Intelligence*, (3), pp 198-203, 1990.
- [94] L.Jin, P.N.Nikiforuk and M.M.Gupta, *Direct adaptive output tracking control using multilayered neural networks*, *IEE, Control Theory Application*, (140), pp 393-398, 1993.
- [95] K.S.Narendra and K.Parthasarathy, *Identification and control of dynamical systems using neural networks*, *IEEE Trans Neural Networks*, 1, (1), pp 4-27, 1990

- [96] H.B.Ronald, L.R.Timothy and F.Xin, On identification of partially known dynamic non-linear systems with neural networks, Proceedings of the International Symposium on Intelligent Control, pp 499-504, 1993.
- [97] J.Zhang, Developing robust neural network models by using both dynamic and static process operating data, Industrial Engineering Research, (40), pp 234-241, 2001.
- [98] J.P.Pelletier, Techniques numériques appliquées au calcul scientifique, Edition Masson, 1982.
- [99] J.Legaras, Algorithmes et programmes d'optimisation non linéaire avec contraintes: Application au contrôle optimal, Edition Masson, 1982.
- [100] S.Kumpati, N.Arenda and K.Parthasarathy, Identification and control of dynamical systems using neural networks, IEEE Trans on Neural Networks, 1, (1), pp 4-27, 1990.
- [101] J.Leonard and M.A.Kramer, Improvement of the back-propagation algorithm for training neural networks, Computer Chemical Engineering, 14, (3), pp 337-341, 1990.
- [102] Y.Liguni, H.Sakai and H.Tokumaru, Real-time learning algorithm for multilayered neural network based on the extended Kalman filter, IEEE Trans on Signal Processing, 40, (4), pp 959-966, 1992.
- [103] M.S.Ahmed and I.A.Tasadduq, Neural net controller for non-linear plants: Design approach through linearisation, IEE, Control Theory Application, 141, (5), pp 315-322, 1994.
- [104] J.Abonyi, R.Babuska, M.Y.Botto, F.Szeifert and L.Nagy, Identification and control of non-linear systems using fuzzy Hammerstein models, Industrial Chemical Engineering Research, (39), pp 4302-4314, 2000.
- [105] F.Gao, F.Wang and M.Li, A neural network based non-linear controller using an extended Kalman filter, Industrial Chemical Engineering Research 38, pp 2345-2349, 1999.
- [106] A.F.MacAlister, P.J.Reeve and P.Smith, Predictive control of temperatre and width for heat strip Mills, Proceedings of IFAC Automation in Mining, Mineral and Metal Processing, pp 233-239, 1998.
- [107] H.Frank, R.Pichler, M.Schoisswohl and W.Staufner, Improved rolling-Mill Automation by means of advanced control techniques and process models, Proceedings of IFAC Automation in Mining, Mineral and Metal Processing, pp 305-313, 1998.
- [108] D.Sbarbaro-Hofer, D.Neumerkel and K.Hunt, Neural control of a steel rolling mill, IEEE Control Systems (6), pp 69-75, 1993.

- [109] H.K.D.H.Bhadeshia, Neural networks in materials science, ISIJ International, 39, (10), pp 966-979, 1999.
- [110] S.Datta, J.Sil and M.K.Banerjee, Petri neural network model for the effect of controlled thermomechanical process parameters on the mechanical properties of HSLA steels, ISIJ International, 39, (10), pp 986-979, 1999.
- [111] Y.Otsuka, M. Konishi, K.Hanaoka and T.Mak, Forecasting heat levels in blast furnaces using a neural network model, ISIJ International, 39, (10), pp 1047-1052, 1999.
- [112] Bouhouche.S, and Boucherit M.S, Lahreche M and Bast J, Modelling of metallurgical refining station using neural networks, Arabian Journal for Science and Engineering, Vol 29, 1B, pp 65-81, April 2004.
- [113] H.T.Ngyena and M.Sugeno, Fuzzy systems: Modelling and control, Kluwer Academic Publishers, ISBN 0-7923-8112-2, 1998.
- [114] S.K.Das, Numerical formalism for solving heat transfer in continuous casting process by nonorthogonal co-ordinate transformation strategy, Scandinavian Journal of Metallurgy, (22), pp198-202, 1993.
- [115] F.R.Camisani-Calzolari, I.K.Graig and P.C.Pistorius, On the control of the secondary cooling zone in continuous casting, Proceedings of IFAC Automation in Mining, Mineral and Metal Processing, pp 31-36, 1998.
- [116] S.Guan, X.Wang, T.Chai and X.Wang, The slab accelerating cooling system control model and its application study, Proceedings of IFAC Automation in Steel Industry: Current Practice and Future Developments, pp 219-224, 1997.
- [117] M.El-Bealy, N.Leskinen and H.Fredriksson, Simulation of cooling conditions in secondary cooling zones in continuous casting process, Ironmaking and Steelmaking 22, (3), pp 246-255, 1995:
- [118] K.Sigeru et al., On the secondary cooling control technology for the continuous casting-direct rolling processes, Nippon Steel Technical Report (23), pp 69-79, 1984.
- [119] P.Löber, Industrielle Steuerungstechnik, Institut für Automatisierungstechnik, TU Bergakademie Freiberg 01.01.2000.
- [120] J.Laine, Analysis and monitoring of continuous casting mould with the self-organisation map, European Commission for Technical Steel Research, ECSC Workshop, Proceedings of Application of Artificial Neural Network Systems in the Steel Industry, Brussels 22-23 January, pp 151-155, 1998.

- [121] U.Dilthey and J.Heidrich, Using AI-methods for parameter scheduling, quality control and weld geometry determination in GMA-welding, ISIJ International, 39, (10), pp 1067-1074, 1999.
- [122] H.Nazaki, T.Iwatani, K.Omura, Y.Otsuka and M.Konishi, An AI tool and its applications to diagnosis problems, ISIJ International, 30, (2), pp 98-104, 1990.