

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Ecole Nationale Polytechnique



MEMOIRE

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

Magister

en Automatique
par

Fatma Zohra DOUDAH

Ingénieur d'Etat en Automatique de l'ENP

Thème

**Commande Floue et Neuro- Floue d'un Processus Sidérurgique :
Application à une Machine de Coulée Continue d'Acier**

Soutenue publiquement le 20 Juin 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
D. BOUKHETALA	Maître de conférences à l'E.N.P	Rapporteur
M. TADJINE	Maître de conférences à l'E.N.P	Examineur
R. ILLOUL	Chargé de cours à l'E.N.P	Examineur
S. BOUHOUCHE	Chargé de recherche CERUM DRA ANNABA	Examineur

ملخص:

هذا العمل يخصص تطبيق تقنيات التحكم بواسطة المنطق المبهم و الشبكات المبهمة للألة ذات السيلان المستمر للفولاذ. هذه التقنيات أدخلت لأجل ضمان إتباع المسار الحراري لسطح المنتج و مراقبة التبريد الثانوي. استعملنا أولا الطريقة الكلاسيكية للتحكم، الهدف منها هو مقارنة النتائج مع الطرق المقترحة. ثانيا، طبقنا التحكم المبهم باستعمال طريقة مامدني بعدة قواعد من المعارف، و نموذج سوجينو من الدرجة الأولى. من أجل تحسين هذا الأخير، أدخلنا نظرية الشبكات المبهمة مع استعمال خوارزمية الانتشار الرجعي. التطبيقات أجريت على نموذج الحالة للمسار الحراري لسطح المنتج، النتائج المحصل عليها أثبتت فعالية تحكم الشبكة المبهمة.

كلمات مفتاحية:

التحكم المبهم، التحكم الشبكي المبهم، السيلان المستمر للفولاذ، التبريد الثانوي

Résumé :

Ce travail concerne l'application des techniques de commande par logique floue et neuro-floue à la machine de coulée continue d'acier. Ces techniques sont introduites afin de garantir un bon suivi du profil thermique de la surface du produit et contrôler le refroidissement secondaire. En premier lieu, nous avons utilisé l'approche du réglage PID conventionnel dans le but de comparer les résultats avec les approches proposées. En second lieu, nous avons appliqué une commande floue en utilisant la méthode de Mamdani avec différentes bases de règles ainsi que le modèle de Sugeno du premier ordre. Afin d'optimiser les paramètres du régulateur de Sugeno et améliorer ses performances, nous avons introduit le concept du neuro-flou en utilisant l'algorithme de rétro propagation.

Les simulations sont effectuées sur le modèle d'état discret du profil thermique de la surface du produit. Les résultats obtenus ont montré l'efficacité du contrôleur neuro-flou en terme de performances dynamiques.

Mots clés :

Commande floue, commande neuro-floue, coulée continue d'acier, refroidissement secondaire.

Abstract:

This work deals with the application of fuzzy logic and neuro-fuzzy control to continuous casting machine of steel. These control techniques are introduced in order to guarantee tracking of thermal profile of the product surface and control the secondary cooling. First, the conventional PID controller is used so as to compare the results with the proposed approaches. Second, a fuzzy controller is applied. Mamdani's method with different rule bases is synthesised. A first order Sugeno's model is also used. In order to optimise parameters of this later controller and improve its performances, a neuro-fuzzy concept is introduced using back-propagation algorithm.

The simulations are carried out on discrete state model of thermal profile of the product surface. The results have shown that the responses can be improved by the use of neuro-fuzzy controller.

Keywords :

Fuzzy control, neuro-fuzzy control, continuous casting of steel, secondary cooling.

Remerciements :

Il m'est particulièrement agréable de témoigner ma reconnaissance à Monsieur le Professeur M. S. BOUCHERIT et Docteur D. BOUKHETALA chercheurs au laboratoire Commande des Processus de l'Ecole Nationale Polytechnique d'Alger, pour la disponibilité qu'ils m'ont accordé pour le suivi de ce travail et pour m'avoir fait part de ses précieux conseils.

Je tiens à exprimer ma plus haute estime et ma profonde reconnaissance à Monsieur S. BOUHOUCHE, Chargé de recherche CERUM DRA Annaba pour l'aide et les conseils qui m'a accordée pour la compréhension du processus étudié dans ce travail.

Avant Propos :

Le travail présenté dans ce mémoire est effectué au laboratoire Commande des Processus du Département de Génie Electrique et Informatique de l'Ecole National Polytechnique d'Alger en collaboration avec la Direction de la Recherche Appliquée DRA du Complexe Sidérurgique d'El Hadjar Annaba.

SYMBOLLES :

λ_i, β_i	: Coefficients des pôles du modèle de référence
C_{pi}	: Chaleur spécifique de la brame [Cal/ kg °C]
C_{pe}	: Chaleur spécifique de l'eau [Cal/ kg °C]
Δt	: Période d'échantillonnage [min]
η	: Gain d'apprentissage
μ_A	: Fonction d'appartenance
J	: Critère
K_{pi}	: Action proportionnelle
m_i	: Masse de la zone (i) [kg]
PID	: Régulateur Proportionnel, Intégral et Dérivé
$q_i(t)$: Débit d'eau dans la zone (i) [kg/min or l/min]
$q_m(t)$: Transfert thermique du débit [Cal/min]
$r_i(t)$: consigne du modèle de référence dans la zone (i)
ρ	: Densité [kg/m ³]
T_e	: Température de l'eau [°C]
$T_i(t)$: Température de surface température dans la zone (i) [°C]
$Tg_i(t)$: Température de la cible dans la zone (i) [°C]
$T_0(t)$: Température initiale de la coulée [°C]
T_{Ni}	: Action intégrale
T_{Vi}	: Action dérivée
θ	: Vecteur des paramètres du modèle
$v(t)$: Vitesse de coulée [m/min]

Sommaire

N° de page

Introduction générale.....	1
----------------------------	---

CHAPITRE I INTRODUCTION A LA LOGIQUE FLOUE

I.1. Introduction.....	4
I.2. Les concepts.....	5
I.2.1. Sous-ensemble flou.....	5
I.2.2. Variable linguistique.....	6
I.2.3. Propositions et règle floue.....	8
I.3. Conclusion.....	9

CHAPITRE II INTRODUCTION AUX RESEAUX DE NEURONES

II.1. Introduction.....	10
II.2. Eléments de base d'un neurone.....	11
II.2.1. Le corps cellulaire.....	11
II.2.2. Les dendrites.....	11
II.2.3. L'axone.....	11
II.3. Présentation du réseau de neurones.....	12
II.3.1. Les perceptrons.....	12
II.3.1.1. Le perceptron monocouche.....	12
II.3.1.2. Le perceptron multicouches.....	12
II.4. Le neurone artificiel	13
II.5. L'algorithme de rétro propagation.....	15
II.5.1. Convergence de l'algorithme.....	15
II.5.2. Temps de calcul.....	15
II.6. Conclusion.....	15

CHAPITRE III MODELISATION DE LA MACHINE DE COULEE CONTINUE D'ACIER

III.1. Introduction.....	17
III.2. Présentation de la coulée continue.....	17
III.3. Description de la machine de coulée continue.....	18
III.4. Refroidissement secondaire.....	20
III.4.1. Notion de profil thermique.....	20
III.4.2. Bilan thermique et modèle d'état.....	21
III.4.3. Modèle de référence (consigne).....	23
III.5. Conclusion.....	24

CHAPITRE IV COMMANDE PID CLASSIQUE

IV.1. Introduction.....	25
IV.2. Régulateur PID pour le contrôle de la température au niveau du refroidissement secondaire.....	27

IV.3. Résultats de simulation.....	33
IV.4. Conclusion.....	34

**CHAPITRE V
COMMANDE FLOUE**

V.1. Introduction.....	35
V.2. Principe et réalisation d'un régulateur flou.....	36
V.2.1. Structure d'un régulateur flou.....	36
V.2.1.1. Interface de fuzzification.....	36
V.2.1.2. Base de connaissances.....	37
V.2.1.3. Moteur d'inférence floue.....	38
V.2.1.4. Interface de défuzzification.....	38
V.2.2. Différents types de régulateurs flous.....	39
V.2.2.1 Régulateur de type Mamdani.....	39
V.2.2.2 Régulateur de type Sugeno.....	40
V.2.3. Principe du régulateur PID flou.....	40
V.2.3.1. Variables d'entrées du régulateur.....	40
V.2.4. Conclusion.....	41
V.2.5. Synthèse des régulateurs.....	42
V.2.5.1. Régulateur de Mamdani.....	42
V.2.5.1.1 Régulateur à trois classes.....	42
V.2.5.1.2 Régulateur à cinq classes.....	47
V.2.5.1.3 Régulateur à sept classes.....	52
V.2.5.2. Régulateur de Sugeno.....	57
V.2.5.2.1. Synthèse du régulateur de Sugeno.....	57
V.2.5.3. Résultats de simulation.....	63
V.3. Conclusion.....	64

**CHAPITRE VI
COMMANDE NEURO-FLOUE**

VI.1. Introduction.....	65
VI.2. Régulateur par réseaux neuro-flous.....	65
VI.2.1. Architecture de ANFIS.....	66
VI.2.2. Algorithme de rétro propagation.....	69
VI.2.3. Résultats de simulation.....	76
VI.2.4. Conclusion.....	76
Conclusion générale et perspectives.....	78
Annexe 1.....	80
Annexe 2.....	86
Références bibliographiques.....	88

Introduction Générale

Dans l'industrie sidérurgique, la machine de coulée continue est principalement un échangeur thermique permettant de solidifier l'acier liquide et de le mettre en forme de manière à ce qu'il puisse être facilement transformable pour les applications escomptées [JAQ02].

La machine de coulée continue nous permet d'obtenir des lingots de métal solide à partir du métal en fusion appelés brames [BOU95]. L'acier liquide est versé dans une lingotière sans fond dans laquelle se forme une peau de métal solide suffisamment épaisse et résistante pour contenir le métal liquide. Le produit est alors entraîné par un jeu de rouleaux dans la zone de refroidissement secondaire dans laquelle il se refroidit progressivement par aspersion d'eau [COS02]. A la sortie des zones contrôlées par l'eau, le métal est refroidi à l'air libre. La brame est ensuite redressée de la position verticale à la position horizontale pour des raisons de fabrication, elle subit des déformations mécaniques, la zone la plus sensible à ces déformations s'appelle zone de décintrage. Il est donc nécessaire de bien conduire le refroidissement secondaire, et ceci en faisant varier les débits d'eau de refroidissement en fonction des différents événements de coulée [BOU95].

La solidification dans la machine de coulée continue est une étape fondamentale de l'élaboration de l'acier. Elle s'accompagne de phénomènes de variation de volume (retrait de la solidification), de redistribution des éléments chimiques entre les différentes phases qui apparaissent à partir du liquide (la ségrégation) et d'un important dégagement de chaleur latente lié à la plus forte organisation du solide.

En effet, la brame à haute température se trouve en contact direct avec l'eau de pulvérisation, ce qui provoque la formation d'une couche d'oxyde appelée calamine, cette dernière entraîne des variations importantes dans le coefficient global de transfert de chaleur et affecte ainsi les mesures.

Les mesures de température à l'intérieur de la tour du refroidissement sont affectées par les phénomènes secondaires qui apparaissent tels que la formation de la vapeur et de la calamine. D'après les résultats d'étude métallurgiques, les défauts de surface tels que les fissures et les gonflements sont surtout dus au non respect des températures préconisées lors de l'arrivée de la brame au point de décintrage, d'où la nécessité de recourir à une commande de température en ces points [BOU95].

Obtenir des produits de qualité nécessite la maîtrise des transferts de chaleur dans la lingotière et le refroidissement secondaire. Cette qualité des produits bruts de coulée revêt deux aspects : la qualité de surface et la qualité interne. Une surface de qualité signifie absence de fissures de surface (criques), de défauts d'aspect et limitation des inclusions non métalliques piégées sous la surface du produit. Les principaux défauts internes (qualité interne) que présente les produits de coulée continue sont principalement les ségrégations majeures et les criques internes. Les ségrégations majeures se forment dans la partie basse de la machine de coulée continue, au voisinage de la fin de solidification. Les criques internes ségrégées peuvent se former tout au long de la machine.

Garantir une qualité des produits coulés en continu d'acier nécessite des réglages très sophistiqués des machines de coulée qui dépendent fortement de la nuance d'acier [JAQ02].

Les techniques de commandes classiques (PID, PI, PD) pour le réglage étaient basées essentiellement sur la théorie des systèmes linéaires. Grâce à la simplicité d'implémentation du PID, l'approche classique avait eu un très grand succès dans les milieux industriels, mais la nécessité d'atteindre des hautes performances à très grandes vitesses a imposé la prise en compte du modèle global de transfert de chaleur pour la zone du refroidissement secondaire dans la synthèse de la commande. Ainsi, les commandes à base du modèle ont vu le jour. Dans ces approches, le comportement dynamique de la coulée continue est modélisé par un système d'équations différentielles non-linéaires. Cependant, il s'est avéré que les performances de la coulée se dégradent en présence des variations paramétriques telles que la vitesse de coulée, les coefficients de la chaleur spécifique, la température de l'eau, et le bruit blanc. Pour pallier à ces problèmes, les travaux de recherches se sont orientés vers les commandes robustes et les commandes adaptatives.

Dans les approches robustes, cette dernière assure, avec un système de commande fixe, une certaine performance vis-à-vis des changements paramétriques bornés. Tandis que les approches adaptatives, le système de commande s'adapte aux changements paramétriques en estimant les paramètres dynamiques du système de commande ou ceux de la coulée à chaque instant d'échantillonnage [BOU00].

Parallèlement aux commandes basées sur le modèle, les chercheurs se sont intéressés à un autre type de commande décrite par un ensemble de déclarations linguistiques ou règles floues [IRI00].

Depuis l'introduction du concept de la logique floue par L. Zadeh et son application à une commande de vitesse d'un moteur par Mamdani en 1974, plusieurs applications de la logique floue ont été faites sur des processus industriels. Puisque le régulateur par logique floue (FLC) dépend de l'interprétation de la base de règles floues fournie par l'expert humain, la performance de FLC ne peut être attendue si la base de règles de l'expert sur la dynamique du processus n'est pas disponible.

Le souci d'améliorer les performances des processus industriels et de réduire les coûts est une raison déterminante pour l'introduction de nouvelles stratégies de commandes [SOR01].

Pour pallier au problème de la synthèse des régulateurs flous qui nécessite des essais de simulation assez longs, en effet des tâtonnements sont parfois indispensables, les chercheurs se sont orientés vers l'association de la logique floue et les réseaux de neurones.

Cette association consiste à intégrer des propriétés intéressantes de traitement de l'imprécis ou l'incertitude des systèmes flous à des propriétés d'apprentissage des réseaux de neurones. Cet apprentissage est d'autant plus facile que l'on parle d'une information structurée contenue dans des règles floues de production. Cela permet d'introduire des capacités d'autoréglage et d'adaptabilité dans les systèmes flous [VAN96].

Les travaux que nous allons présenter dans cette thèse portent sur l'utilisation des techniques de la logique floue et neuro-floue dans le cadre d'une application liée au réglage des débits d'eau secondaires (zone du refroidissement secondaire) de la machine de coulée continue d'acier avec poursuite du profil thermique de la surface du produit (brame). Les simulations ont été effectuées sur un modèle dynamique de transfert de chaleur de la surface de la brame.

Le premier chapitre est consacré à l'étude de la logique floue, une logique qui permet de faire le lien entre modélisation numérique et modélisation symbolique, ce qui a permis des développements industriels spectaculaire à partir d'algorithmes très simple de traduction de connaissances symboliques en entité numérique et inversement . On trouve dans cette partie

les concepts de base de la théorie des ensembles flous, notion de variables linguistiques ainsi que les opérateurs logiques et les règles floues.

Le deuxième chapitre donne une description des réseaux de neurones artificiels et ses différentes architectures, ainsi l'algorithme de rétro propagation et sa convergence.

Le but du troisième chapitre est de modéliser le profil thermique en régime dynamique et donner le modèle de consigne de ce profil dans l'espace d'état discret sans oublier de présenter la machine de coulée continue d'acier et décrire les différents organes qui la constituent.

La quatrième partie est consacrée au régulateur conventionnel PID, la synthèse de ce dernier dans le but de comparer les résultats donnés par l'approche classique de commande avec ceux donnés par les approches avancées telles que logique floue et réseaux neuro-flous.

Dans le cinquième chapitre, nous introduisons la commande floue de cette machine. Cette commande est basée sur les approches de E. H. Mamdani et M Sugeno suivi d'une étude comparative entre les deux approches avec bases de règles floues.

La sixième partie est consacrée à la commande neuro-floue, nous adoptons un régulateur de Sugeno d'ordre 1 à 9 règles, nous formulons notre problème sous forme d'un critère quadratique à minimiser pour augmenter la précision. L'algorithme utilisé pour la minimisation de ce critère est celui du rétro propagation.

CHAPITRE I :

INTRODUCTION A LA LOGIQUE FLOUE**I.1. Introduction :**

Les connaissances de l'univers dans lequel nous évoluons sont généralement imparfaites dans la mesure où elles peuvent souffrir d'incertitudes et/ou d'imprécisions, ne serait-ce qu'à travers la perception que nous en avons. Or, nous pouvons constater que l'homme intègre naturellement ces imperfections dans la vie de tous les jours, en particulier au niveau du raisonnement et de la décision. L'idée de Zadeh, en 1965, à travers le nouveau concept ensembliste d'appartenance graduelle d'un élément à un ensemble, a été de définir une logique multivaluée permettant de modéliser ces imperfections i.e. prendre en compte les états intermédiaires entre le tout et le rien. L'utilité de cette approche peut être illustrée de la manière suivante [GAR95] :

Une température de 10°C, pour un humain, est généralement considérée comme froide; une température de 40°C est, elle, qualifiée de chaude. Si chacune de ces valeurs appartient à une catégorie (ensemble) bien définie, qu'en est-il pour des valeurs intermédiaires? Une réponse intuitive consiste à affirmer qu'elles appartiennent à une ou deux des catégories précédentes avec des niveaux (normalisés) différents. On évite ainsi des transitions rigides entre différentes catégories, comme cela est le cas en logique binaire (figure I.1). Il semble en effet surprenant de considérer qu'une température de 40°C est chaude, alors qu'une température de 39,9°C ne l'est pas.

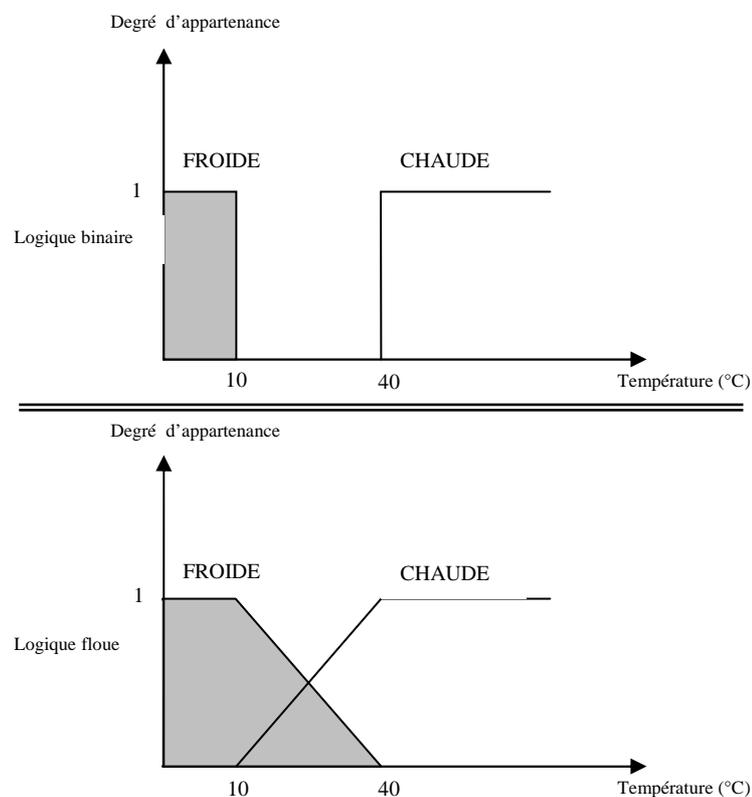


Figure I.1 : Exemple de définition d'ensembles sur un univers de discours en logique binaire et en logique floue

Cet exemple permet d'illustrer le fait qu'une logique binaire classique est, dans certains cas, trop restrictive. Il est nécessaire de faire appel à une logique multivaluée qui sera vue comme une extension de la précédente.

En ce qui concerne le contrôle d'un processus quelconque, la logique floue permet une approche novatrice par rapport à l'automatique classique. En automatique, en général, on s'attache à modéliser le processus à travers d'un certain nombre d'équations différentielles. Cette modélisation est rendue difficile à mesurer que la complexité des processus à contrôler augmente. D'une manière radicalement opposée, un contrôleur va décrire non pas le processus mais la façon de le contrôler, tout comme le ferait un expert humain à travers des règles intégrant naturellement imprécisions et incertitudes. Dans cette approche, nous parlerons donc de systèmes experts flous basés sur des règles de production de la forme « **si** prémisse **alors** conclusion ». Ces systèmes sont des extensions des systèmes experts classiques dans la mesure où ils intègrent des connaissances imparfaites.

Un certain nombre d'applications utilisant la logique floue ont vu le jour ces dernières années. Les plus médiatisées sont certainement les réalisations des chercheurs et industriels japonais qui, depuis les années 80, se sont intéressées notamment au contrôle/commande de processus. Ces applications s'appuient sur les travaux de Mamdani, qui fut certainement le premier à voir la potentialité de la théorie des sous-ensembles flous dans ce domaine. Nous pouvons citer des biens de consommation courante dont le terme flou a même constitué un élément de marketing certain, l'automatisation du métro de Sendai en 1988, ... et le fameux hélicoptère de Sugeno dans le milieu scientifique.

I.2. Les concepts :

Le concept de la théorie des sous-ensembles flous, s'appuie sur la notion de degré d'appartenance d'un élément à un sous-ensemble flou. Tandis que les ensembles traditionnels sont caractérisés par une fonction d'appartenance notée χ , (également appelée fonction caractéristique) définie sur $\{0,1\}$, les sous-ensembles flous sont, eux, caractérisés par une fonction d'appartenance notée μ définie sur $[0,1]$. En d'autres termes, dans le langage ensembliste classique, un élément appartient ou n'appartient pas à un ensemble tandis qu'un élément appartient à un sous-ensemble flou avec un certain degré (éventuellement nul). En résumé, pour un sous-ensemble A défini sur un univers de discours U , on peut écrire :

A sous-ensemble classique : fonction caractéristique $\chi_A : U \rightarrow \{0,1\}$
 A sous-ensemble flou : fonction d'appartenance $\mu_A : U \rightarrow [0,1]$

Par extension, ce nouveau concept définit une logique multivaluée qui apparaît comme une généralisation de la logique binaire. Nous allons maintenant définir un certain nombre de termes propres au domaine de la logique floue auxquels nous pourrions nous référer [GAR95]; [MEU95].

I.2.1. Sous-ensemble flou :

Nous venons de voir ce que l'on entend par sous-ensemble ou, d'un point de vue formel. Un sous-ensemble A sur un univers de discours U , est représenté comme dans la figure I.2 à travers sa fonction caractéristique μ_A . Il peut également être décrit par un certain nombre de caractéristiques comme:

- **son support :**

$$\text{support}(A) = \{x \in U / \mu_A(x) \neq 0\}$$

- **sa hauteur :**

$$\text{hauteur}(A) = \sup_{x \in U} \{\mu_A(x)\}$$

- **son noyau :**

$$\text{noyau}(A) = \{x \in U / \mu_A(x) = 1\}$$

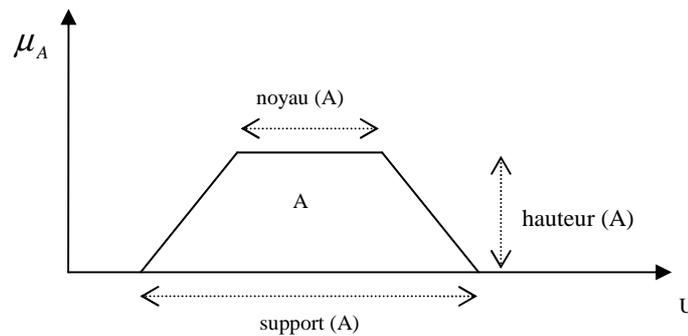


Figure 1.2 : Représentation d'un sous-ensemble flou et principales caractéristiques

Le concept de sous-ensemble flou a été introduit pour éviter les passages brusques d'une classe à une autre (de la classe noire à la classe blanche par exemple) et autoriser des éléments à n'appartenir complètement ni à l'une ni à l'autre (à être gris, par exemple) ou encore à appartenir partiellement à chacune (avec un fort degré à la classe noire et un faible degré à la classe blanche dans le cas du gris foncé).

La notion de sous-ensemble flou permet de traiter :

- ✓ des catégories aux limites mal définies (comme « centre ville » ou « ancien »)
- ✓ des situations intermédiaires entre le tout et le rien (« presque noir »)
- ✓ le passage progressif d'une propriété à une autre (de « proche » à « éloigné » selon la distance)
- ✓ des valeurs approximatives (« environ 2 km »)
- ✓ des classes en évitant l'utilisation arbitraire de limites rigides (il est difficile de dire qu'une maison située à 200 m de la plage en est proche, mais qu'à 210 m elle en est éloignée)

Remarque :

Le terme « sous-ensemble » flou provient du fait que celui-ci est considéré comme une partie de l'univers de discours U. Dans la littérature, on peut trouver parfois ensemble flou, qui constitue un abus de langage.

I.2.2. Variable linguistique :

Une variable linguistique sert à modéliser les connaissances imprécises ou vagues sur une variable dont la valeur précise peut être inconnue.

Elle est définie par un triplet $(V;U;T_V)$ où V représente une variable classique (âge, température, . . .) définie sur l'univers de discours U .

T_V est l'ensemble des instanciations possibles de la variable V : il s'agit de sous-ensembles flous repérés par leur label A_i : on écrit ainsi $T_V = \{A_1; A_2; \dots; A_n\}$.

Graphiquement, une variable linguistique peut être représentée comme dans la figure I.3 [GAR95].

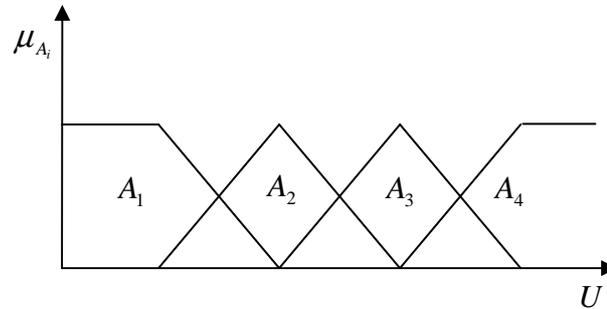


Figure I.3 : Représentation d'une variable linguistique définie comme $\{U, V, T_V = \{A_1, A_2, A_3, A_4\}\}$

Un sous-ensemble flou permet de représenter différentes notions, en particulier la spécificité et la précision. Ces différentes notions apparaissent dans la figure I.4.

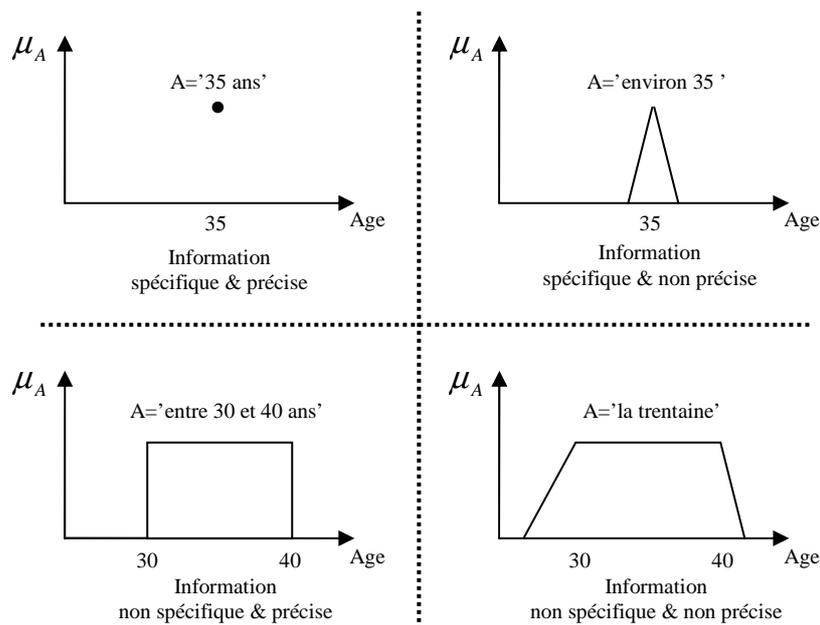


Figure I.4 : Notions de spécificité et de précision représentée à l'aide de sous-ensembles flous

I.2. 3. Propositions et règle floue :

Une *proposition floue élémentaire* est définie à partir d'une variable linguistique $(V;U;T_V)$ par la qualification « V est A », avec A appartenant à T_V . Par exemple, «*taille_de_Paul* est MOYENNE» est une proposition élémentaire définie à partir de la variable linguistique (*taille_de_Paul*, {tailles}, { . . . , MOYENNE, . . . }).

La valeur de vérité d'une proposition élémentaire « V est A » est égale à $\mu_A(v)$ où v correspond à la valeur numérique exacte de V .

Une proposition floue générale est définie à partir de propositions élémentaires et d'opérateurs logiques binaires (et, ou, implique) ou unaire (non). Il existe plusieurs méthodes pour calculer la valeur de vérité de telles propositions. Nous ne donnons ici que les plus communément utilisées [GAR95].

- *conjonction* : $(V_1 \text{ est } A_1)$ **et** $(V_2 \text{ est } A_2)$
 - $\min(\mu_{A_1}(v_1), \mu_{A_2}(v_2))$ (Logique de Zadeh)
 - $\max(\mu_{A_1}(v_1) + \mu_{A_2}(v_2) - 1, 0)$ (Logique de Lukasiewicz)
 - $\mu_{A_1}(v_1) \cdot \mu_{A_2}(v_2)$ (Logique probabiliste)
- *disjonction* : $(V_1 \text{ est } A_1)$ **ou** $(V_2 \text{ est } A_2)$
 - $\max(\mu_{A_1}(v_1), \mu_{A_2}(v_2))$ (Logique de Zadeh)
 - $\min(\mu_{A_1}(v_1) + \mu_{A_2}(v_2), 1)$ (Logique de Lukasiewicz)
 - $\mu_{A_1}(v_1) + \mu_{A_2}(v_2) - \mu_{A_1}(v_1) \cdot \mu_{A_2}(v_2)$ (Logique probabiliste)
- *implication* : $(V_1 \text{ est } A_1)$ **implique** $(V_2 \text{ est } A_2)$
 - $\min(1 - \mu_{A_1}(v_1) + \mu_{A_2}(v_2), 1)$ (Lukasiewicz)
 - $\min(\mu_{A_1}(v_1), \mu_{A_2}(v_2))$ (Mamdani)
 - $\mu_{A_1}(v_1) \cdot \mu_{A_2}(v_2)$ (Larsen)
- *complémentation* : **non** $(V \text{ est } A)$
 - $1 - \mu_A(v)$

Dans ce qui précède, v, v_1 et v_2 correspondent à des instanciations numériques réelles des variables V, V_1 et V_2 .

Une *règle floue* est une proposition floue générale utilisant une implication entre deux propositions floues quelconques. Par exemple :

$$(V_1 \text{ est } A_1) \text{ et } (V_2 \text{ est } A_2) \text{ implique } (V_3 \text{ est } A_3)$$

ou sous une forme plus linguistique :

$$\text{si } (V_1 \text{ est } A_1) \text{ et } (V_2 \text{ est } A_2) \text{ alors } (V_3 \text{ est } A_3)$$

est une règle floue. La partie $(V_1 \text{ est } A_1)$ et $(V_2 \text{ est } A_2)$ est appelée *prémisse* de la règle et $(V_3 \text{ est } A_3)$ *conclusion*.

Activation d'une règle floue :

Une règle ne peut être activée (i.e. intervenir dans le processus d'inférence) que lorsque la valeur de vérité de la proposition floue constituant sa prémisse est non nulle.

I.3.Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté les concepts de base de la logique floue et la théorie des ensembles flous. De façon plus générale, les ensembles flous peuvent intervenir efficacement dans la modélisation d'un système complexe, principalement en raison de leur capacité à synthétiser des informations, à permettre une approche globale de certaines caractéristiques du système grâce à la gradualité qui leur est inhérente et également, bien sûr, en raison de leur aptitude à traiter des connaissances imparfaites, c'est-à-dire par exemple incomplètes, approximatives, vagues, soumises à des erreurs de mesure.

La logique floue ne doit en aucun cas être considérée comme une panacée qui apportait des solutions à tout problème, mais comme un outil de plus mis à la disposition de tout ingénieur ou chercheur, qui doit s'en saisir si les conditions de son sujet d'étude lui semble adaptées à l'utilisation de la logique floue.

Elle peut être utilisée en liaison avec d'autres techniques telles que les réseaux de neurones, par exemple pour résoudre les problèmes d'acquisition des connaissances (extraction des connaissances auprès des sources disponibles comme dans n'importe quel système à base de connaissances) ou des méthodes probabilistes lorsque les imperfections sur les connaissances disponibles sont de diverses natures, entrant ainsi comme un composant dans ce que la communauté scientifique internationale appelle le « soft computing » [MEU95].

CHAPITRE II :***INTRODUCTION AUX RESEAUX DE NEURONES*****II.1. Introduction :**

Dans le cerveau, les neurones sont reliés entre eux par l'intermédiaire d'axones et de dendrites. En première approche. Nous pouvons considérer que ces sortes de filaments sont conducteurs d'électricité et peuvent ainsi véhiculer des messages depuis un neurone vers un autre. Les dendrites représentent les entrées du neurone et son axone sa sortie.

Un neurone émet un signal en fonction des signaux qui lui proviennent des autres neurones. On observe en fait au niveau d'un neurone, une intégration des signaux reçus au cours du temps, c'est à dire une sorte de sommations des signaux. En général, quand la somme dépasse un certain seuil, le neurone émet à son tour un signal électrique.

La notion de synapse explique la transmission des signaux entre un axone et une dendrite. Au niveau de la jonction (c'est à dire de la synapse), il existe un espace vide à travers lequel le signal électrique ne peut pas se propager. La transmission se fait alors par l'intermédiaire de substances chimiques, les neuromédiateurs. Quand un signal arrive au niveau de la synapse, il provoque l'émission de neuromédiateurs qui vont se fixer sur des récepteurs de l'autre côté de l'espace inter synaptique. Quand suffisamment de molécules se sont fixées, un signal électrique est émis de l'autre côté et on a donc une transmission. En fait, suivant le type de la synapse, l'activité d'un neurone peut renforcer ou diminuer l'activité de ces voisins. On parle ainsi de synapse excitatrice ou inhibitrice [DAM04].

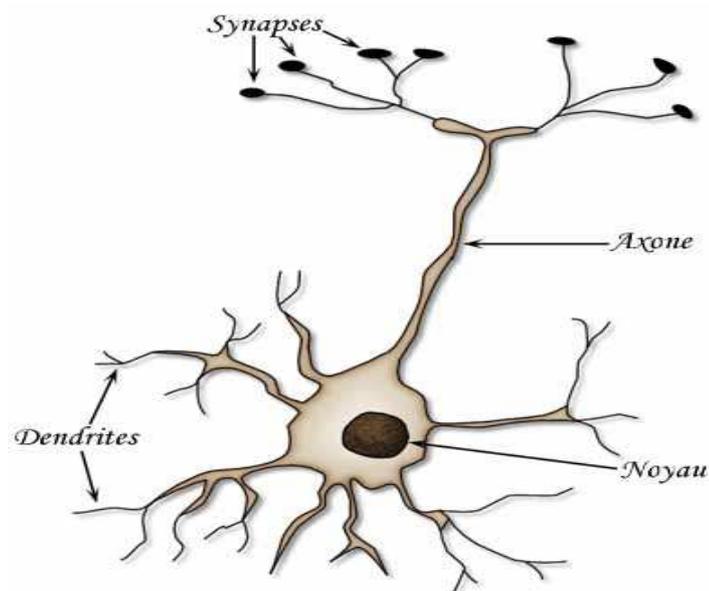


Figure II.1 : le neurone biologique

Sous le terme réseaux de neurones, on regroupe aujourd'hui un certain nombre de modèles dont l'intention est d'imiter certaines des fonctions du cerveau humain en reproduisant certaines de ses structures de base.

Historiquement, les origines de cette discipline sont très diversifiées. En 1943, McCulloch et Pitts étudièrent un ensemble de neurones formels interconnectés, et montrèrent leurs capacités à calculer certaines fonctions logiques.

En 1949, Hebb, dans une perspective psychophysiologique, souligna l'importance du couplage synaptique dans les processus d'apprentissage. C'est en 1958 que Rosenblatt décrivit le premier modèle opérationnel de réseaux de neurones, mettant en œuvre les idées de Hebb, McCulloch et Pitts : le perceptron, inspiré du système visuel, capable d'apprendre à calculer certaines fonctions logiques en modifiant ses connexions synaptiques.

Ce modèle suscita beaucoup de recherches, et sans doute trop d'espoirs. Quand deux mathématiciens, Minsky et Papert, démontrèrent en 1969 les limites théoriques du perceptron, l'effet fut presque immédiat : chercheurs et investisseurs se désintéressèrent des réseaux de neurones pour de tourner vers l'approche symbolique de l'intelligence, qui semblait beaucoup plus prometteuse.

Le nouveau actuel des réseaux de neurones est dû à des contributions originales, comme celle de Hopfield en 1982, qui en montrant l'analyse des réseaux de neurones avec certains systèmes physiques, a permis de leur appliquer un formalisme riche et bien maîtriser. Plus récemment, en 1985, des nouveaux modèles mathématiques ont permis de dépasser les limites du perceptron [DAV93].

II.2. Eléments de base d'un neurone :

Un neurone est constitué de trois parties [DAV93] :

- le corps cellulaire
- les dendrites
- l'axone

II.2.1. Le corps cellulaire :

Il contient le noyau du neurone et effectue les transformations biologiques nécessaires à la synthèse des enzymes et des autres molécules qui assurent la vie du neurone. Sa forme est pyramidale ou sphérique dans la plupart des cas. Elle dépend souvent de sa position dans le cerveau, ainsi les neurones du néo-cortex ont principalement la forme pyramide. Ce corps cellulaire fait quelques microns de diamètre.

II.2.2. Les dendrites :

Chaque neurone possède une « chevelure » de dendrites. Celles-ci sont de fines extensions tubulaires, de quelques dixièmes de microns de microns de diamètres et d'une longueur de quelques dizaines microns.

Elles se ramifient, ce qui les amène à former une espèce d'arborescence autour du corps cellulaire. Elles sont les récepteurs principaux du neurone pour capter les signaux qui lui parviennent.

II.2.3. L'axone :

L'axone, qui est à proprement parler la fibre nerveuse, sert de moyen de transport pour les signaux émis par le neurone. Il se distingue des dendrites par sa forme et par les propriétés

de sa membrane externe. En effet, il est généralement plus long (sa longueur varie d'une millimètre à plus d'un mètre) que les dendrites, et se ramifie à son extrémité, là où il communique avec d'autres neurones, alors que les ramifications des dendrites de produisent plutôt près du corps cellulaire.

Pour former le système nerveux, les neurones sont connectés les uns aux autres suivant des répartitions spatiales complexes. Les connexions entre deux neurones se font en des endroits appelés synapses où ils sont séparés par un petit espace synaptique de l'ordre d'un centième de microns.

II.3. Présentation du réseau de neurones :

Un RNA (Réseau de Neurones Artificiels) est un ensemble de neurones formels (d'unités de calcul simples, de noeuds processeurs) associés en couches (ou sous-groupes) et fonctionnant en parallèle.

Dans un réseau, chaque sous-groupe fait un traitement indépendant des autres et transmet le résultat de son analyse au sous-groupe suivant. L'information donnée au réseau va donc se propager couche par couche, de la couche d'entrée à la couche de sortie, en passant soit par aucune, une ou plusieurs couches intermédiaires (dites couches cachées). Il est à noter qu'en fonction de l'algorithme d'apprentissage, il est aussi possible d'avoir une propagation de l'information à reculons ("back propagation"). Habituellement (excepté pour les couches d'entrée et de sortie), chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante.

Les RNA ont la capacité de stocker de la connaissance empirique et de la rendre disponible à l'usage. Les habiletés de traitement (et donc la connaissance) du réseau vont être stockées dans les poids synaptiques, obtenus par des processus d'adaptation ou d'apprentissage. En ce sens, les RNA ressemblent donc au cerveau car non seulement, la connaissance est acquise au travers d'un apprentissage mais de plus, cette connaissance est stockée dans les connexions entre les entités, soit dans les poids synaptiques [FRA92] ; [RIV96].

II.3.1. Les perceptrons :

II.3.1.1. Le perceptron monocouche :

C'est historiquement le premier RNA, c'est le perceptron de Rosenblatt. C'est un réseau simple, puisque il ne se compose que d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie.

II.3.1.2. Le perceptron multicouches :

C'est une extension du précédent, avec une ou plusieurs couches cachées entre l'entrée et la sortie. Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante (excepté pour les couches d'entrée et de sortie) et il n'y a pas de connexions entre les cellules d'une même couche. Les fonctions d'activation utilisées dans ce type de réseaux sont principalement les fonctions à seuil ou sigmoïdes. Il peut résoudre des problèmes de la commande non linéaire. Il suit aussi un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur.

II.4. Le neurone artificiel :

La dendrite sera désormais appelée: *entrée*, tandis que l'axone sera appelée : *sortie*

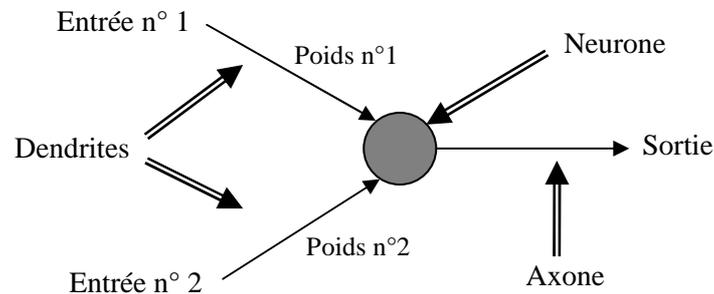


Figure II.2 : le neurone artificiel

Un neurone artificiel peut, tout comme le neurone biologique, avoir plusieurs entrées mais il ne peut avoir qu'une seule sortie.

Le neurone (qui peut être assimilé au noyau du neurone biologique) fait une opération appelée fonction de transfert (cela peut aller d'une simple addition à une importante formule mathématiques) ; [FRA92] ; [RIV96].

Il existe plusieurs types de fonction de transfert, dont les trois les plus commun sont :

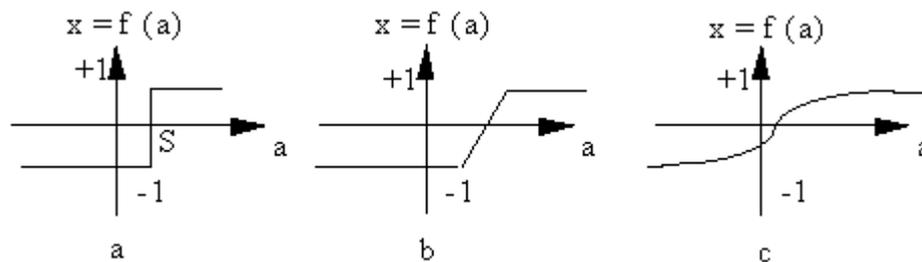


Figure II.3 : Différents types de fonction de transfert :

- a) Fonction à seuil (S)
- b) Fonction linéaire par morceaux
- c) Fonction sigmoïde

Les réseaux de neurones sont organisés (la plupart du temps) en 3 couches (réseau multicouches classique) :

Chaque neurone est relié à tous les neurones de la couche suivante et chaque flèche représente un poids :

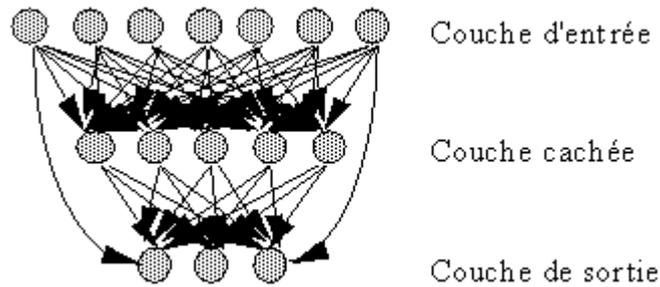


Figure II.4 : Réseau multicouche (feedforward à couches)

Là aussi, il existe plusieurs types d'organisations du réseau, mais nous allons en voir seulement 3 :

- **Réseau à connexions locales :**

Chaque neurone entretient des relations avec un nombre réduit et localisé de neurones de la couche suivante. Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique.

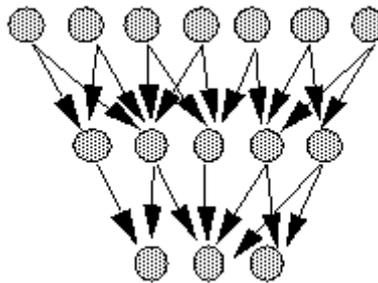


Figure II.5 : Réseau à connexions locales

- **Réseau à connexions récurrentes :**

Les connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche.

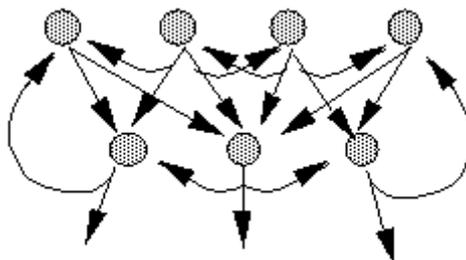


Figure II.6 : Réseau à connexions récurrentes

- **Réseau à connexions complètes :**

Chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau, y compris lui-même.

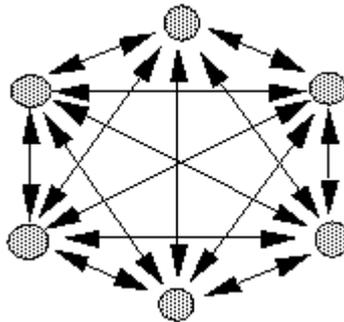


Figure II.7 : Réseau à connexions complètes

II.5. L'algorithme de rétro propagation :

Cet algorithme que l'on désigne couramment par « back-propagation » est une généralisation de la règle de Widrow-Hoff pour un réseau multi-couches. Il a été mis au point simultanément par deux équipes en France (Fogelman-Sonlié, Gallinari, Le Cnn) et aux États-Unis (Rumelhart, Hinton, Williams).

Mathématiquement, cet algorithme utilise simplement les règles de dérivation composée et ne présente aucune difficulté particulière.

Dans cet algorithme, de même que l'on est capable de propager un signal provenant des cellules d'entrée vers la couche de sortie, on peut, en suivant le chemin inverse, rétropropager l'erreur commise en sortie vers les couches internes [DAV93].

II.5.1. Convergence de l'algorithme :

L'algorithme comporte un certain nombre de paramètres continus, qu'il est difficile de régler, comme par exemple le pas du gradient. Il est clair que ce dernier paramètre a une importance : comme dans toute descente de gradient, s'il est trop faible, la convergence du réseau risque d'être très lente, s'il est trop élevé, on risque d'osciller [DAV93].

II.5.2. Temps de calcul :

L'algorithme de rétro-propagation est très gros consommateur de temps de calcul sur des problèmes de grande taille.

En outre, il n'existe pas de résultat liant la « complexité » du problème au temps d'apprentissage nécessaire. Peut-être de nouveaux Minsky et Papert démontreront-ils que le temps d'apprentissage est exponentiel en fonction d'une mesure à définir de cette complexité, ce qui porterait un coup fatal à la rétro propagation.

II.6. Conclusion :

Le perceptron a été la première tentative sérieuse de simuler des réseaux de neurones. Inspiré de l'étude du cerveau, sa modélisation trop simple n'a pas résisté à l'analyse mathématique. Il s'est développé depuis des modèles plus complexes grâce d'une part à l'évolution de la neurobiologie, et d'autre part à l'utilisation d'outils théoriques plus puissants

comme l'algorithmes de rétro propagation ou l'utilisation du formalisme de la physique statique.

Il a cependant permis de montrer qu'un réseau de neurones formels pouvait réaliser certaines des fonctions du cerveau, même si cela est resté à un certain niveau.

La rétro propagation constitue un algorithme général d'apprentissage dans les réseaux multi-couches. Bien que l'on ne dispose pas de preuve de sa convergence, cet algorithme donne de bons résultats dans de nombreuses applications pratiques. Il présente en outre des caractéristiques intéressantes telles que généralisation et élaboration de présentations internes.

L'utilisation des réseaux de neurones artificiels pour le contrôle est motivée par leur capacité d'approximation universelle. Le perceptron à une couche cachée, à fonction d'activation linéaire en sortie, fournit une structure simple et flexible pour la modélisation non linéaire. L'apprentissage neuronal est particulièrement utile quand des phénomènes non linéaires complexes, seulement partiellement connus dans un contexte industriel, sont mis en jeu. Les réseaux neuro-contrôleurs sont assez variés mais ceux qui sont les plus utilisés sont les perceptrons multicouches à apprentissage par rétro propagation [DAV93].

CHAPITRE III :***MODELISATION DE LA MACHINE DE COULEE
CONTINUE D'ACIER*****III.1. Introduction :**

La modélisation consiste à décrire mathématiquement le fonctionnement d'un processus en représentant au mieux le comportement du système considéré. Parfois, la modélisation exige 30% à 50% du temps nécessaire de l'étude préliminaire. Celle-ci nécessite la connaissance des bases théoriques de l'électricité, thermique, hydraulique, pneumatique, chimique, etc....

Le problème qui peut se poser lors de la modélisation d'un processus est celui le milieu de raffinement, si le modèle est trop simple, il est inutilisable car il ne reflète point le comportement réel du système. Si par contre, on choisit un modèle trop complexe, il est aussi inutilisable car il est surchargé de détail et la commande à synthétiser est trop compliquée.

L'élaboration du modèle mathématique exige une grande expérience, souvent il est utile de commencer par un modèle simple et de le raffiner au fur et à mesure en fonction des besoins. A noter que la modélisation ne se limite pas au système à commander mais également aux organes de commande, mesure, etc....

Pour un fonctionnement dynamique, les modèles seront régis par des équations différentielles ordinaires ou partielles, alors que les modèles de connaissances statiques sont décrits par des équations algébriques.

Dans ce chapitre, nous nous proposons d'étudier la modélisation du profil thermique de la machine de coulée continue dans une optique dynamique sans oublier de donner une description de la machine de coulée continue.

III.2. Présentation de la coulée continue :

Schématiquement, le procédé de la coulée continue consiste essentiellement :

- à former de façon continue, dans une lingotière ouverte à ses deux extrémités et énergétiquement refroidie, une carapace de métal solide assez résistante pour contenir le métal liquide ;
- à faire avancer cette carapace, qui est détachée de la lingotière grâce à la contraction du métal, et à achever la solidification de celui-ci par aspersion d'eau.

Les deux raisons majeures qui, dès l'origine, ont rendu ce procédé très attractif par rapport à la coulée classique en lingots sont :

- **l'amélioration du rendement métallique de la coulée** : en effet, la retassure, qui étaient à l'origine de forts chutages dans les lingots d'acier calmé, est éliminée du fait de l'alimentation en continu de la lingotière ;
- la **possibilité de couler des produits de plus faible section, directement adaptés aux laminoirs finisseurs**, sans avoir à passer par un *blooming* ou un *slabbing*, ce qui représente un gros avantage en matière d'investissement et de prix de revient.

Par la suite, d'autres avantages sont apparus ou se sont affirmés : économie d'énergie, économie de main-d'œuvre, amélioration de la qualité (diminution de la ségrégation et meilleure homogénéité), cycle de fabrication plus court et meilleures conditions de travail [FAR89].

Les différents types de machines de coulée continue sont présentés dans l' Annexe 1.

Ce travail est essentiellement consacré aux machines traditionnelles, en particulier aux machines courbes (radiales).

III.3. Description de la machine de coulée continue :

L'ensemble d'une machine de coulée continue est constitué des organes principaux suivants que l'on trouve sur la figure III.1.

La *poche de coulée*, contenant le métal liquide, est disposée sur un *support de poche* situé au sommet de la machine. Sous la poche se trouve un *répartiteur* destiné à recevoir le métal liquide et à le répartir de façon uniforme dans les différentes lignes de la machine. Chaque ligne est indépendante. En tête de la ligne se trouve la *lingotière*, refroidie à l'eau (*refroidissement primaire*) qui amorce la solidification et donne sa forme au produit. Le produit est alors guidé et soutenu (*zone de guidage*) pendant que sa solidification est accélérée par arrosage d'eau (*refroidissement secondaire*). Dans cette zone peut avoir lieu un *brassage électromagnétique* du métal non solidifié. Plus bas se trouve le *dispositif d'extraction* chargé de faire avancer le produit et de le *redresser*. Le produit entièrement solidifié est *découpé* en tronçon de longueur voulue et évacué [BOU02]; [FAR89]; [KIF00] ; [MAZ01].

L'annexe 1 reprend plus en détail les fonctions et la description des différents organes.

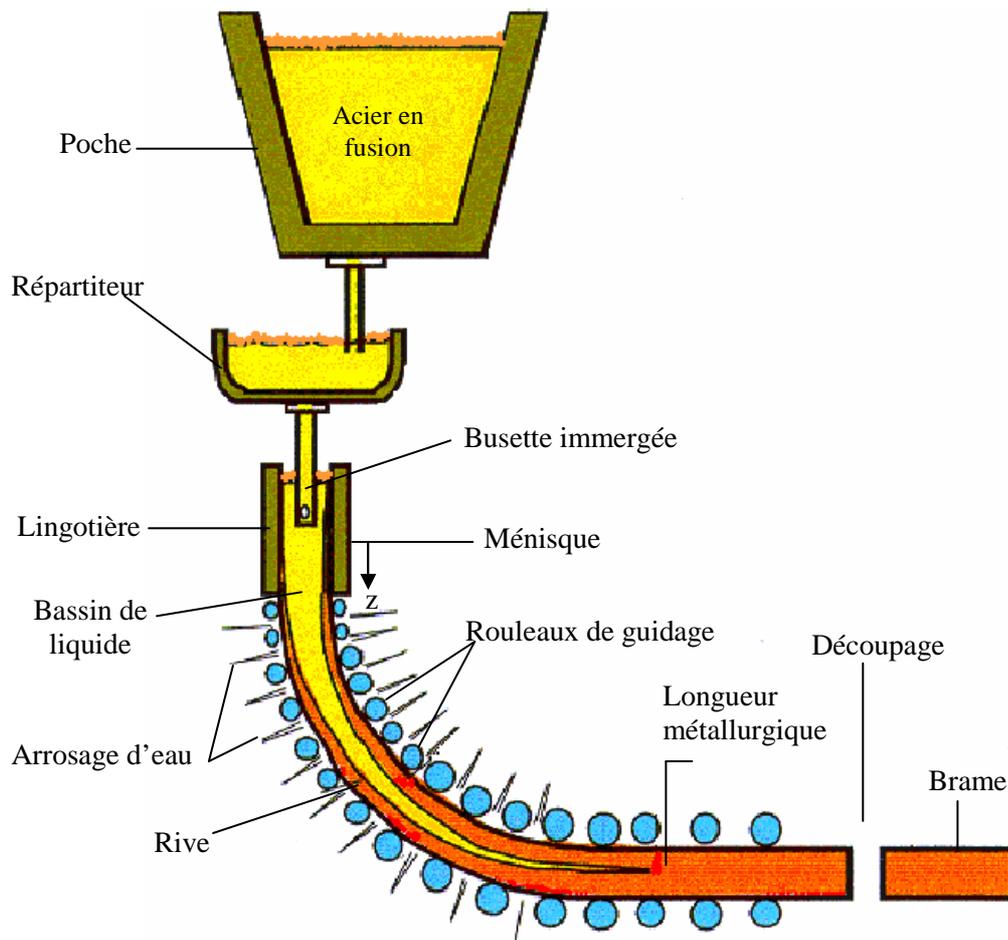


Figure III.1 : Principe du processus de coulée continue

Les caractéristiques principales de la machine considérée sont les suivantes :

- Elle est de type courbe ou radiale de rayon $R = 10\text{ m}$
- Le produit fini est sous forme de brame ayant une épaisseur de 225 mm et une largeur de 700 à 1350 mm, la longueur est variable en fonction des spécifications.
- Six zones de refroidissement secondaire
- Vitesse de coulée (0 -1.5 m/min)

Remarque :

Ces machines sont les plus utilisées car elles réalisent une production élevée (travaillant dans une plage de vitesse de coulée jusqu'à 5 m/min).

III.4. Refroidissement secondaire:

III.4.1. Notion de profil thermique :

La machine de coulée est divisée en plusieurs zones (figure III.2), chacune des zones est soumise à une température donnée. L'ensemble de ces températures forme le profil thermique $T(t,1)$, où t désigne le temps et 1 les coordonnées spatiales.

Chaque zone est caractérisée par une température $T_i(t)$, le débit d'eau $q_i(t)$ et une longueur (l_i) [BOU95] ; [BOU02].

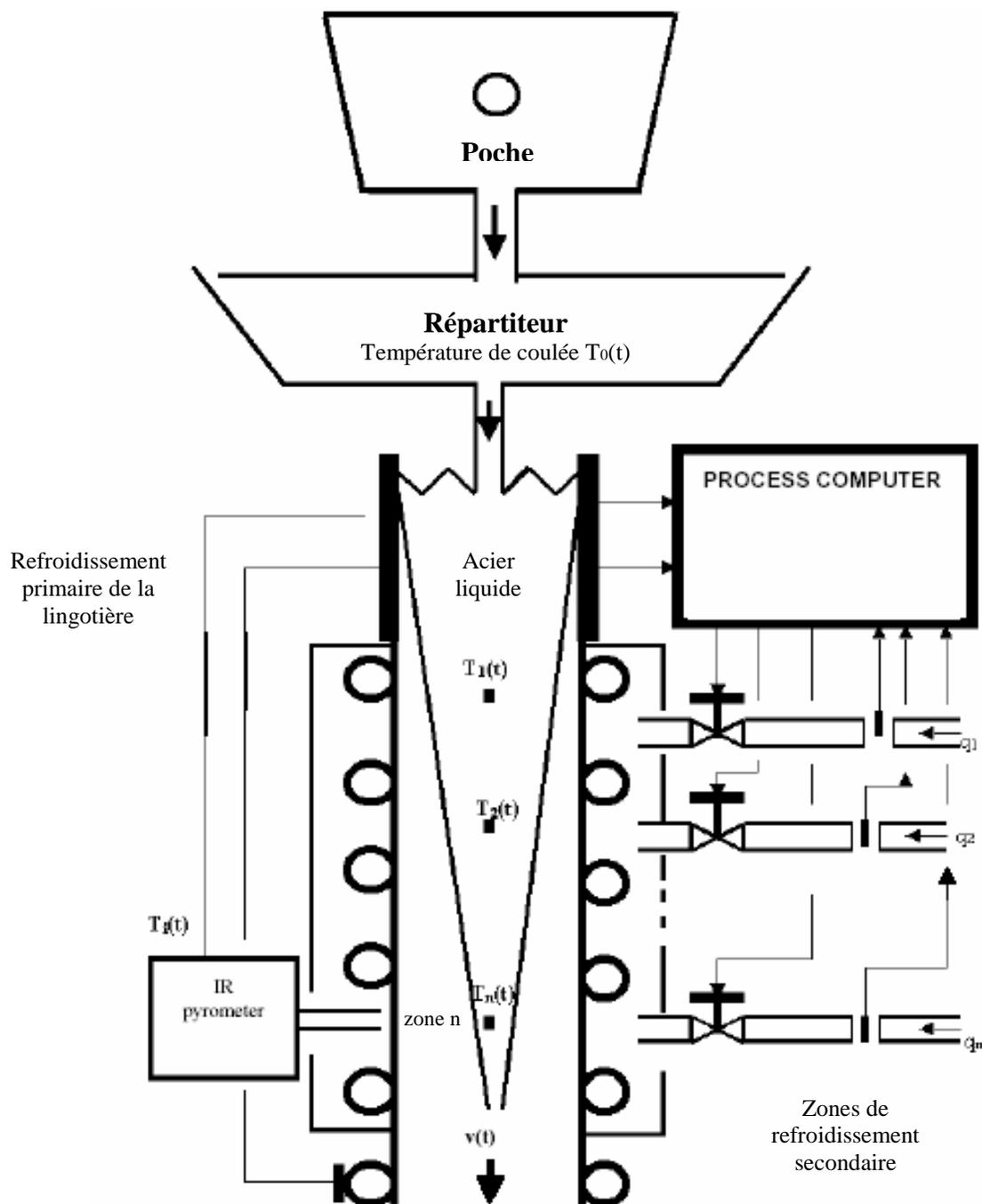


Figure III.2 : Refroidissement secondaire et principe du contrôle

L'acier coule dans la lingotière à une température $T_0(t)$, appelée température de coulée et à une vitesse de coulée $v(t)$. La rive solidifiée est caractérisée par :

- Densité de la rive (ρ)
- Chaleur spécifique de la rive (C_{Pi})
- Caractéristiques géométrique (L, h voir figure III.3)

Les changements du refroidissement sont caractérisés par :

- Chaleur spécifique de l'eau (C_{Pe})
- Température de l'eau (T_e)

III.4.2. Bilan thermique et modèle d'état:

Le bilan thermique en régime dynamique pour chaque zone est donné par [BOU02]:

$$m_i C_{Pi} \frac{dT_i(t)}{dt} = q_m(t) C_{Pi} (T_{i-1}(t) - T_i(t)) - q_i(t) C_{Pe} (T_i(t) - T_e) \quad (III.1)$$

Avec : $m_i = \rho L h l_i$; $q_m(t) = \rho L h v(t)$

Nous considérons que C_{Pi} , C_{Pe} , ρ et T_e constantes.

La seconde dérivée de l'équation (III.1) est donnée par :

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

$$\frac{dT_i(t)}{dt} \approx \frac{T_i(t + \Delta t) - T_i(t)}{\Delta t} \quad (III.3)$$

Où Δt est la période d'échantillonnage.

Après transformation, nous obtenons:

$$T_i(k) = A^{-1} (B T_i(k-1) + C T_i(k-2) + D T_{i-1}(k) + E T_{i-1}(k-1) + F) \quad (III.4)$$

Où :

$$A = \Delta t^{-2} + \Delta q_m(k) a_1 \Delta t^{-1} + a_2 q_m(k) \Delta t^{-1} + a_3 \Delta t^{-1} \Delta q_i(k) + a_3 \Delta t^{-1} q_i(k)$$

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

$$C = \Delta t^{-2} ; \quad D = a_1 \Delta t^{-1} \Delta q_m(k) + a_2 q_m(k) \Delta t^{-1} ; \quad E = -a_2 q_m(k) \Delta t^{-1} ; \quad F = -a_3 \Delta q_i(k) T_e \Delta t^{-1} ;$$

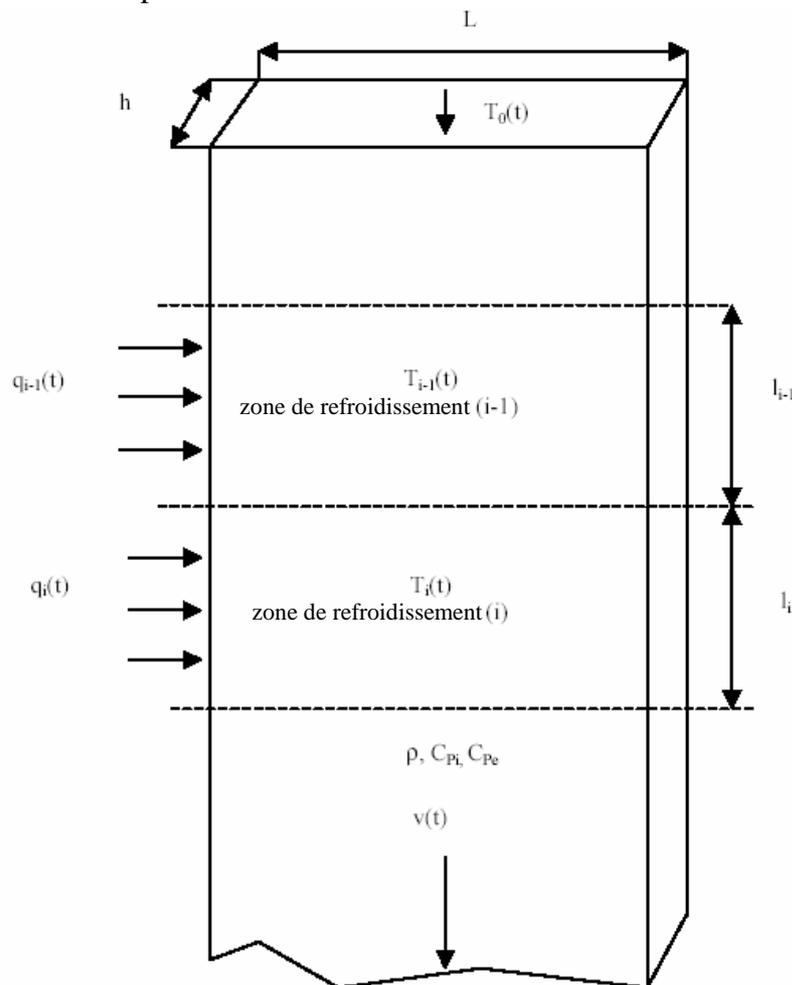
$$a_1 = C_{Pi} m_i^{-1} ; \quad a_2 = a_1 ; \quad a_3 = C_{Pe} m_i^{-1} C_{Pi}^{-1} ; \quad \Delta q_i(k) = q_i(k) - q_i(k-1) ; \quad \Delta q_m = q_m(k) - q_m(k-1)$$

Remarque :

Le modèle donné par l'équation (III.4) sera utilisé pour effectuer toutes les simulations de ce travail.

L'équation (III.2) est une relation non linéaire, décrivant les variations de la température, la vitesse de coulée et le débit d'eau du refroidissement secondaire dans les zones (i), (i - 1). Le couplage dû aux interactions entre les zones est aussi considéré.

Les influences principales sur la température de surface de la rive sont le débit d'eau, le coefficient de la chaleur spécifique de la rive (C_{Pi}), le coefficient de la chaleur spécifique de l'eau (C_{Pe}), la température de l'eau (T_e) et la vitesse de coulée $v(k)$. D'autres variables ne sont pas critiques dans l'opération de coulée.



Valeurs des paramètres du process

- $L = 1.4\text{ m}$
- $h = 0.25\text{ m}$
- $l_i = 4\text{ m}$
- $\rho = 7700\text{ kg / m}^3$
- $C_{Pi} = 0.712\text{ Cal / kg }^\circ\text{C}$
- $C_{Pe} = 1.5\text{ Cal / kg }^\circ\text{C}$
- $\Delta t = 8\text{ s}$
- $T_e = 25^\circ\text{C}$

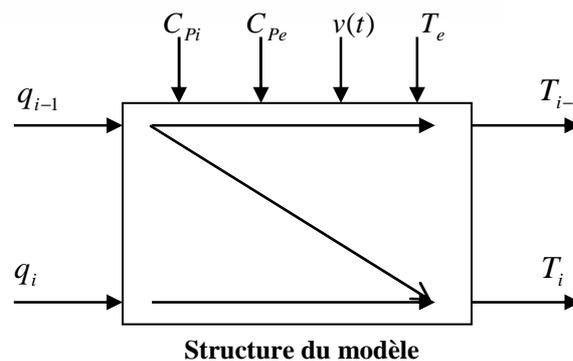


Figure III.3 : Structure des zones de refroidissement

III.4.3. Modèle de référence (consigne) :

Le modèle de référence du profil thermique est un système du second ordre défini par le schéma structurel de la figure III.4 et par l'équation suivante [BOU02] :

$$Tg_i(k+1) = \beta_i Tg_i(k) + \lambda_i Tg_i(k-1) + r_i(k) \quad (\text{III.5})$$

Où : $r_i(k)$ représentent les entrées bornées du modèle de référence.

Les coefficients λ_i et β_i sont choisis de telle sorte à ce que les pôles restent dans le cercle unité. Ces coefficients caractérisent la performance optimale du système en boucle fermée selon les variations de l'échelon $r_i(k)$.

$$\lambda_i = 0.58 ; \beta_i = 0.4$$

Le modèle de référence choisi est asymptotiquement stable en supposant que l'erreur de poursuite convergence vers zéro.

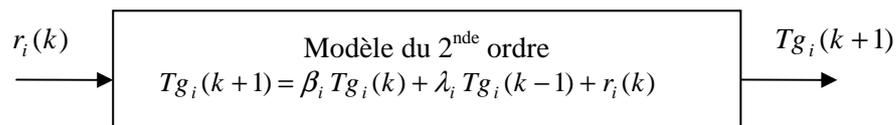


Figure III.4 : Structure du modèle de référence

La figure suivante donne la simulation du modèle de référence.

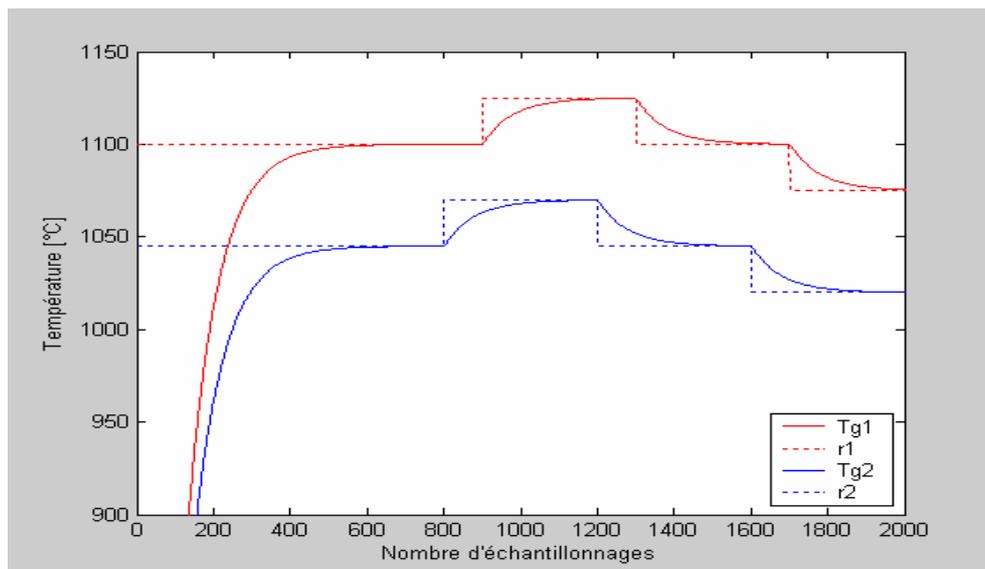


Figure III.5 : Simulation du modèle de référence

III.5. Conclusion :

Dans la coulée continue, le processus « refroidissement - solidification » est basé sur l'adaptation du transfert de chaleur qui est directement lié à la vitesse de coulée. Le transfert thermique ou la variation de la température de surface est un paramètre important pour la qualité de la brame. En pratique, l'opérateur de coulée change continuellement la vitesse de coulée, sur la base de perte de chaleur et la composition chimique de l'acier dans le répartiteur.

Durant la phase de coulée, les rives maintenues à une température élevée sont en contact direct avec l'eau de refroidissement qui mène à la formation des oxydes appelés calamine impliquant des variations dans l'échange de chaleur et donc affectant la stabilité de la température de surface.

A partir des résultats des études métallurgiques, les défauts de surface tels que les fissures et les ségrégations sont générés à causes des variations de la température dans les différentes zones de refroidissement. Donc, il est nécessaire de commander la température dans les zones de refroidissement secondaires. L'application appropriée du refroidissement affecte d'une manière significative la qualité de la coulée [BOU02].

CHAPITRE IV :**COMMANDE PID CLASSIQUE****IV.1 Introduction :**

Le régulateur PID est le plus répandu pour la commande des systèmes continus. Une littérature extrêmement riche a été consacrée aux méthodes de calcul et d'ajustement des paramètres de ce régulateur [LAN02].

Le régulateur PID effectue un traitement de l'écart E entre la grandeur de consigne et la grandeur de sortie (régulée). Il comprend trois actions [HAM04] ; [JAN98]:

- **Action proportionnelle :**

L'action Proportionnelle corrige de manière instantanée, donc rapide, tout écart de la grandeur à régler, elle permet de vaincre les grandes inerties du système. Afin de diminuer l'écart de réglage et rendre le système plus rapide et énergique, on augmente le gain (on diminue la bande proportionnelle) mais avec risque de dépassement et d'oscillation, on est limité par la stabilité du système. Si elle est faible, on a une réponse lente.

Le régulateur P est utilisé lorsqu'on désire régler un paramètre dont la précision n'est pas importante, exemple : régler le niveau dans un bac de stockage.

- **Action intégrale :**

L'action intégrale complète l'action proportionnelle. Si on a une variation brusque de la consigne l'action de commande est plus progressive que la proportionnelle. Elle permet d'annuler l'écart en statique (erreur de position). En dynamique, on a un ralentissement du transitoire et une augmentation de l'instabilité.

Afin de rendre le système plus dynamique (diminuer le temps de réponse), on diminue l'action intégrale mais, ceci provoque l'augmentation du déphasage ce qui provoque l'instabilité en état fermé.

L'action intégrale est utilisée lorsque on désire avoir en régime permanent, une précision parfaite, en outre, elle permet de filtrer la variable à régler d'où l'utilité pour le réglage des variables bruitées telles que la pression.

- **Action dérivée :**

Effet d'anticipation par prise en compte du sens de variation de l'écart E . L'action dérivée, en compensant les inerties dues au temps mort et rattrapant le déphasage créé par la fonction intégrale, accélère et augmente la rapidité de la réponse du système et améliore la stabilité de la boucle fermée, en permettant notamment un amortissement rapide des oscillations dues à l'apparition d'une perturbation ou à une variation subite de la consigne.

Dans la pratique, l'action dérivée est appliquée aux variations de la grandeur à régler seule et non de l'écart mesure consigne afin d'éviter les à-coups dus à une variation subite de la consigne.

L'action D est utilisée dans l'industrie pour le réglage des variables lentes, elle n'est pas recommandée pour le réglage d'une variable bruitée ou trop dynamique. En dérivant un bruit, son amplitude risque de devenir plus importante que celle du signal utile.

Le tableau ci dessus récapitule les effets de chaque action sur la réponse du système:

Action	Temps de montée (1)	Instabilité (2)	Temps de stabilisation (3)	Ecart de statisme (4)
Proportionnelle ↗	↘	↗	Peu de changement	↘
Intégrale ↗	↘	↗	↗	élimination
Dérivée ↗	Peu de changement	↘	↘	Peu de changement

Tableau IV.1 : Effets de chaque action (P, I, D) sur la réponse du système

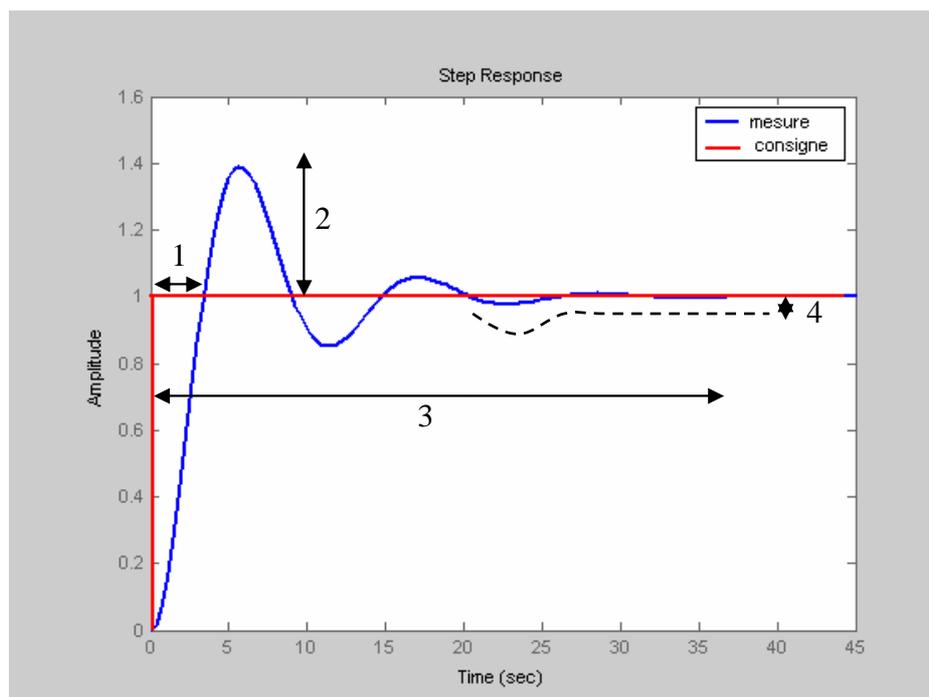


Figure IV.1 : Réponse indicielle du système

Ce type de régulateur est actuellement performant. Il est en effet d'une grande stabilité, et a une vitesse de régulation beaucoup plus rapide.

Dans ce chapitre, nous allons présenter le principe et la synthèse du régulateur PID classique dans l'espace discret et les résultats de simulation de notre système selon les variations des coefficients de la chaleur spécifique et la vitesses de coulée ainsi que la présence du bruit blanc.

IV.2. Régulateur PID pour le contrôle de la température au niveau du refroidissement secondaire :

La structure en boucle fermée du système avec le régulateur PID est donnée par la figure IV.2. L'erreur de poursuite de chaque zone (i) est définie par l'équation suivante [BOU02] :

$$e_i(k) = Tg_i(k) - T_i(k) \quad (IV.1)$$

Où $Tg_i(k)$ est la consigne de température pour chaque zone (i) de la coulée.

La commande étant le débit d'eau $q_i(k)$.

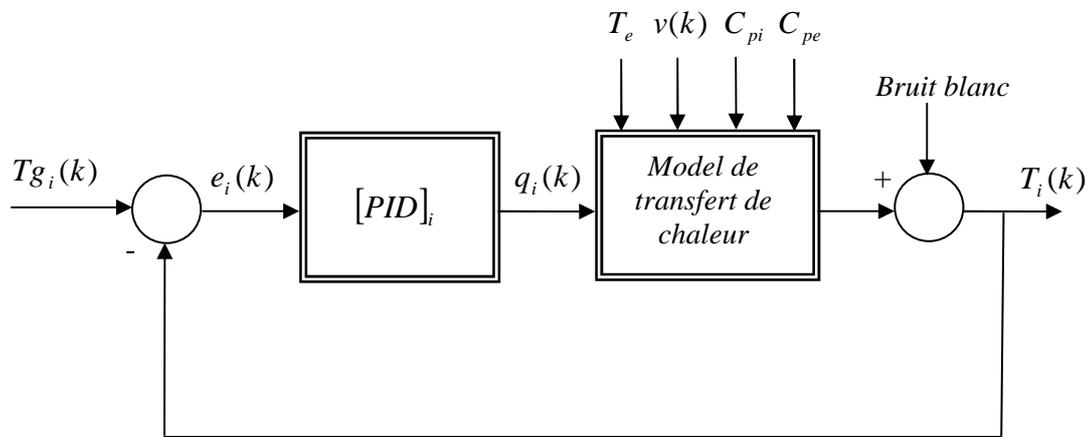


Figure IV.2 : Structure d'asservissement du système par un régulateur PID

La commande délivrée par le régulateur PID en discret est donnée par l'équation suivante :

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

$$q_i(k-1) = K_{Ri} \left[e_i(k-1) + \frac{1}{T_{Ni}} \sum_{j=0}^{k-2} e_i(j)\Delta t + T_{Vi} \frac{e_i(k-1) - e_i(k-2)}{\Delta t} \right] \quad (IV.3)$$

Où : K_{pi} est l'action proportionnelle

T_{Ni} est l'action intégrale

T_{Vi} est l'action dérivée

A partir des équations (IV.2) et (IV.3), nous obtenons la forme récursive suivante :

$$q_i(k) = q_i(k-1) + K_{Ri} \left[\left(1 + \frac{T_{Vi}}{\Delta t}\right) e_i(k) - \left(1 - \frac{\Delta t}{T_{Ni}} + \frac{2T_{Vi}}{\Delta t}\right) e_i(k-1) + \frac{T_{Vi}}{\Delta t} e_i(k-2) \right] \quad (IV.4)$$

Les valeurs des gains de commandes sont les suivantes :

$$\begin{aligned}K_{p1} &= 15.5 ; K_{p2} = 5 \\T_{N1} &= 25.5 ; T_{N2} = 6.5 \\T_{V1} &= 1 ; T_{V2} = 1\end{aligned}$$

Les valeurs optimales des actions K_{p_i} , T_{N_i} et T_{V_i} du contrôleur sont choisies d'après la réponse du système (après plusieurs essais) selon les variations de la vitesse de coulée $v(t)$, les coefficients de la chaleur spécifique C_{p_i} , C_{p_e} et la température de l'eau T_e [BOU02].

Les figures IV.3, IV.4, IV.5, IV.6 montrent les réponses du système en boucle fermée avec variations au niveau de la vitesse de coulée, la température de l'eau, les coefficients de la chaleur spécifique et l'application du bruit blanc à sa sortie.

Remarque :

En pratique, ce bruit blanc correspond à la formation d'une couche d'oxyde.

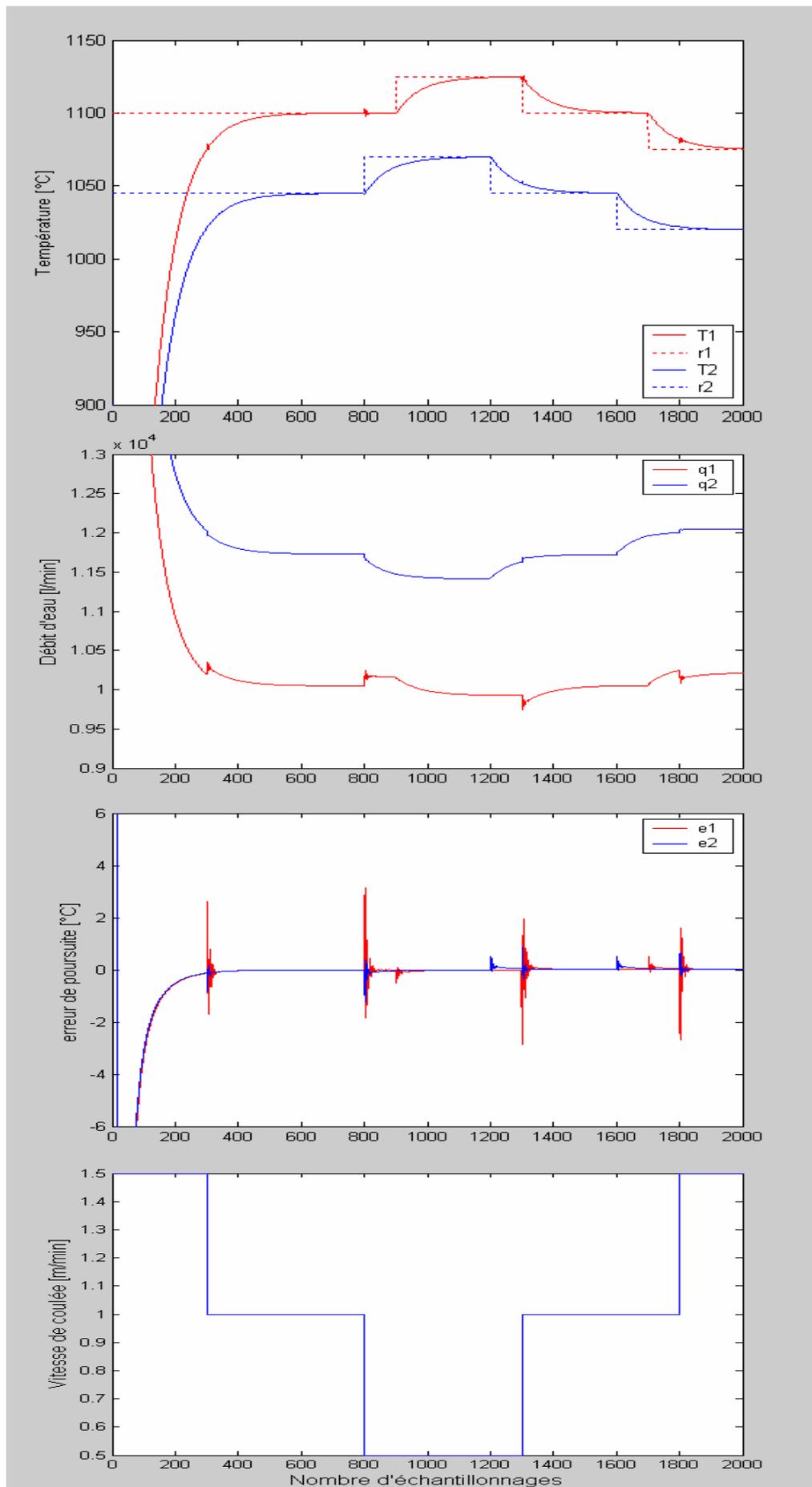


Figure IV. 3 : Réponse du système par un régulateur PID selon les variations de la vitesse de coulée $v(t)$

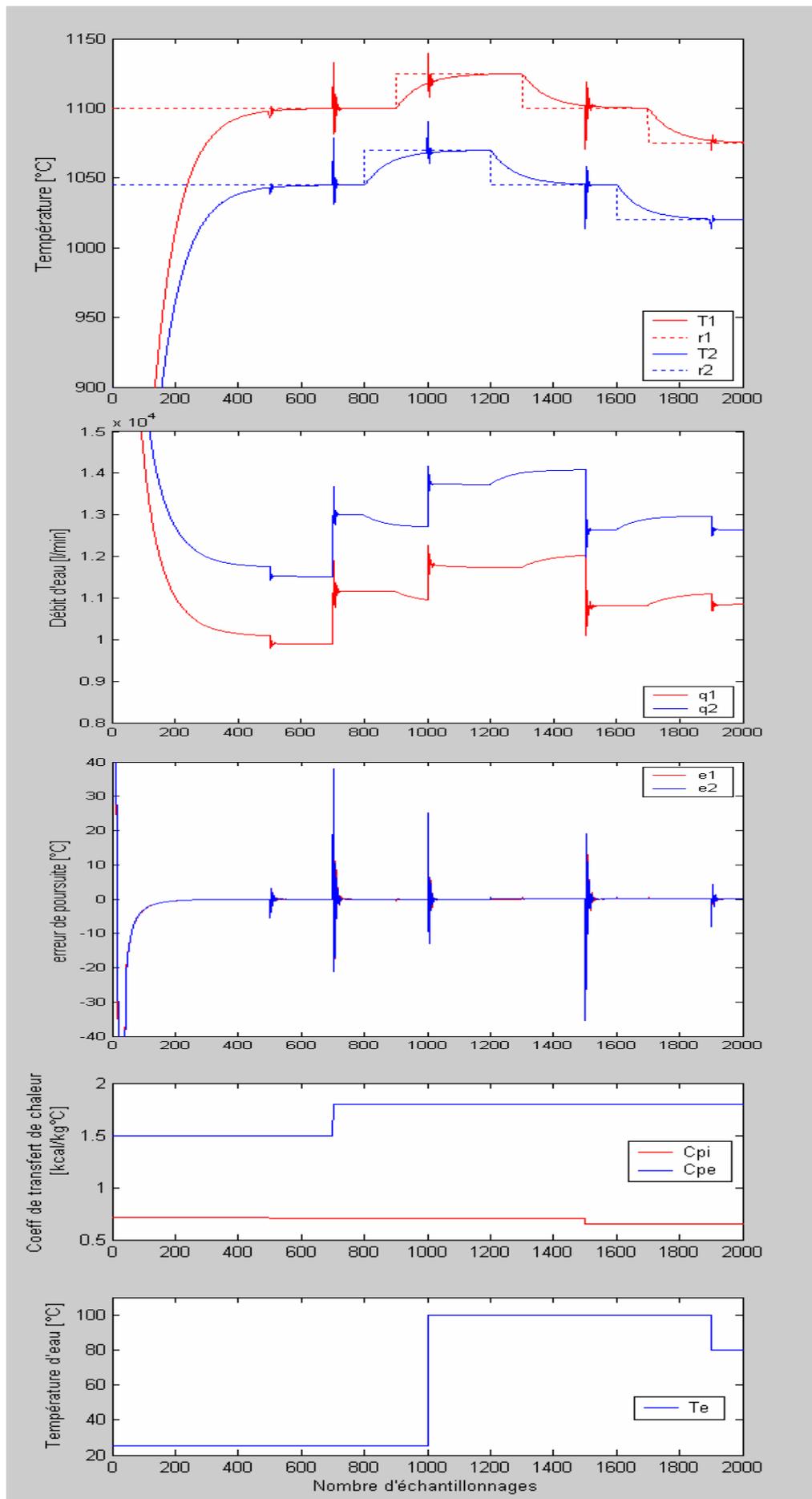


Figure IV.4 : Réponse du système par un régulateur PID selon les variations de C_{Pi} , C_{Pe} et T_e

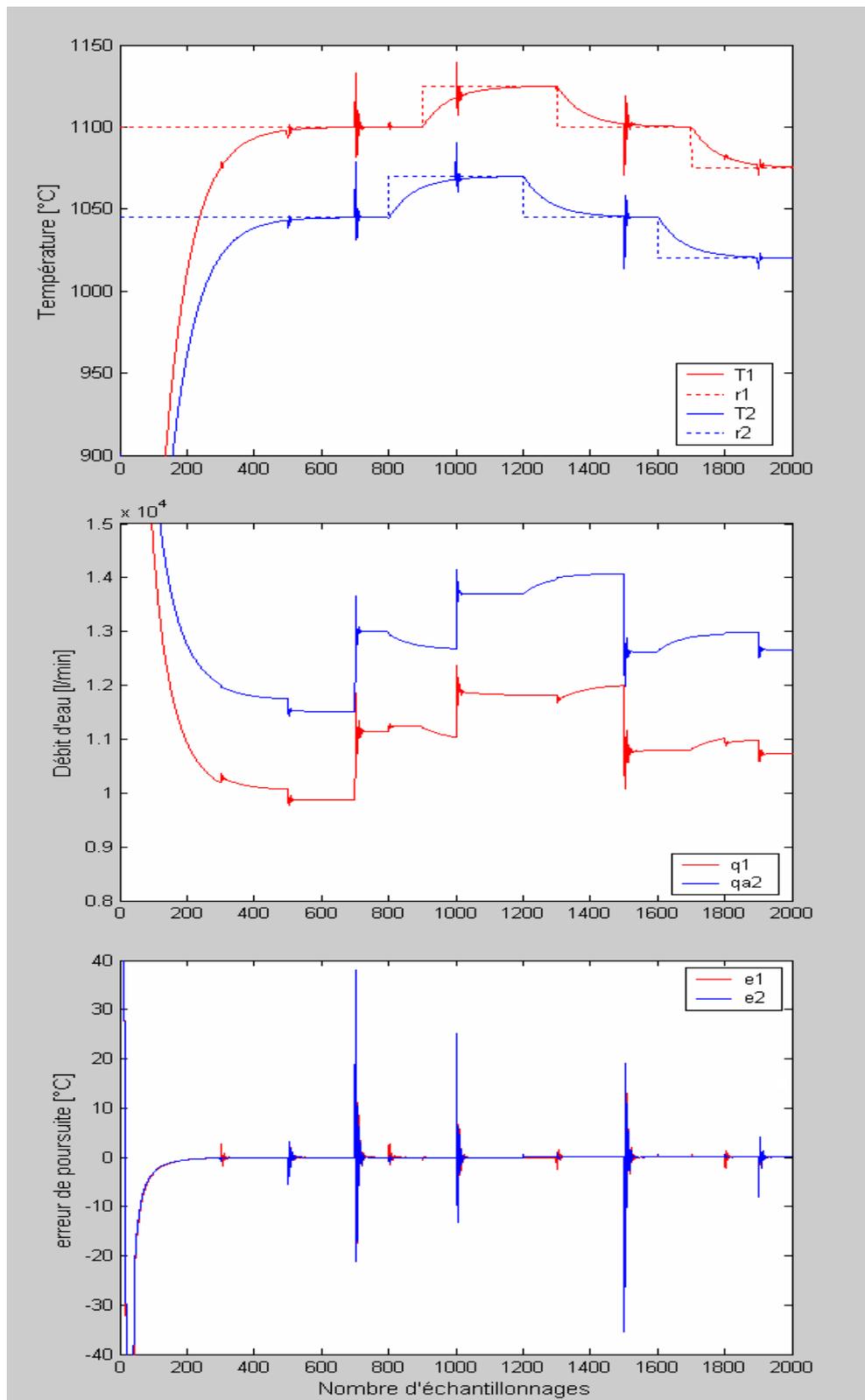


Figure IV.5 : Réponse du système par un régulateur PID selon les variations de $v(t)$, C_{Pi} , C_{Pe} et T_e

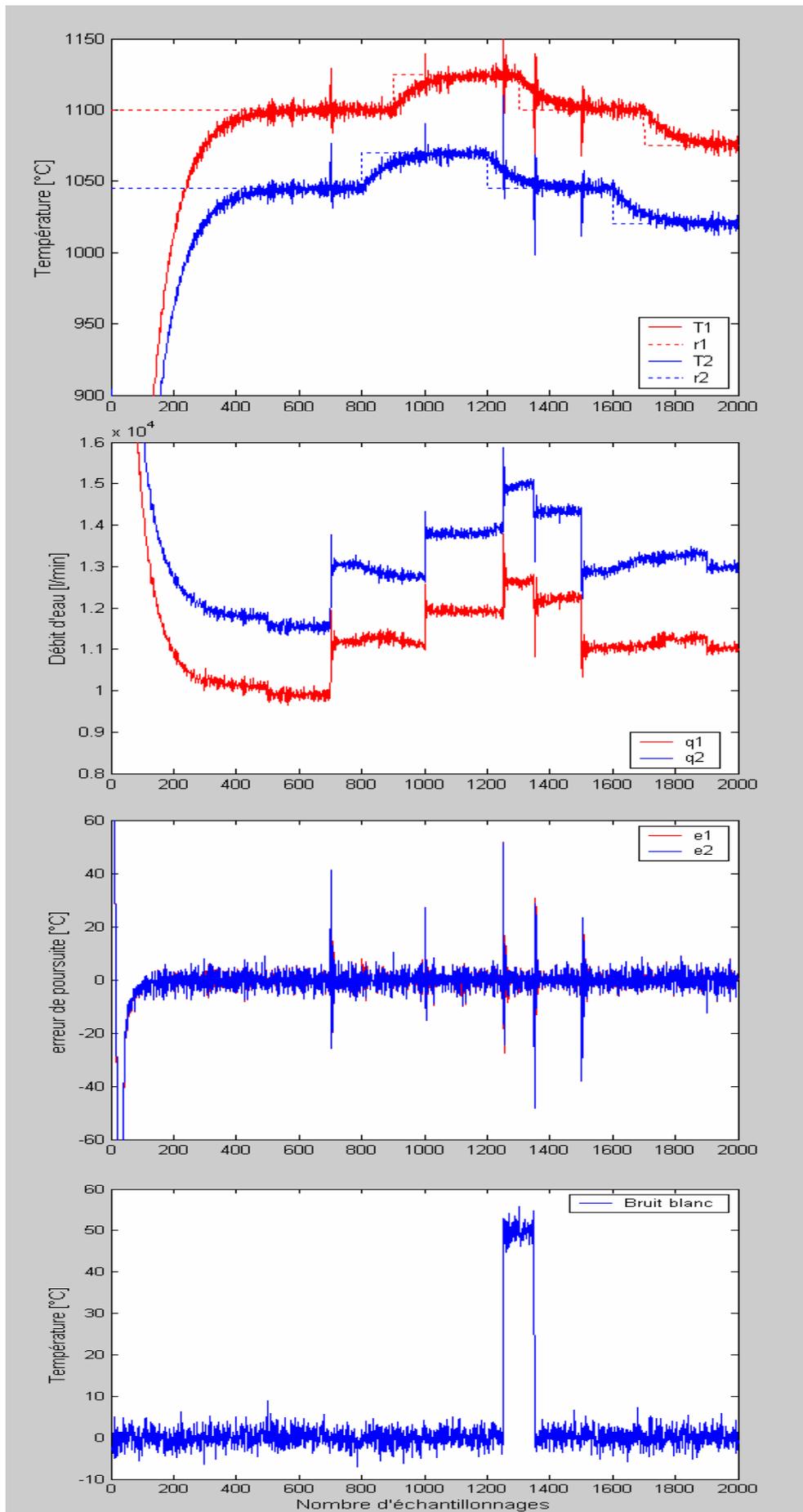


Figure IV.6 : Réponse du système par un régulateur PID selon les variations de $v(t)$, C_{pi} , C_{pe} , T_e et l'application du bruit blanc

IV.3. Résultats de simulation :

Pour les simulations précédentes, nous avons présenté les réponses du système à partir de la température initiale $T = 900^\circ\text{C}$, par contre ce qui se passe en régime transitoire est montré sur la figure suivante :

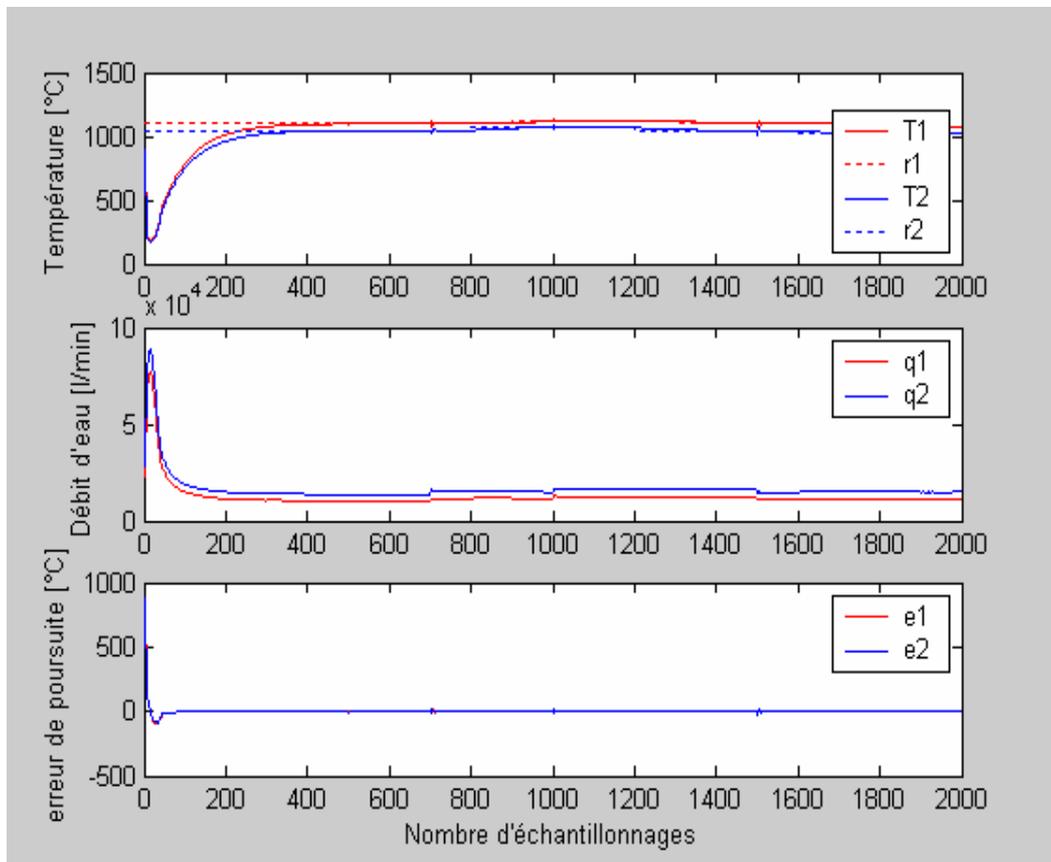


Figure IV.7 : Régime transitoire et permanent de la réponse du système par un régulateur PID selon les variations de $v(t)$, C_{pi} , C_{pe} , T_e

Notons que l'on trouve le même régime transitoire pour toutes les simulations présentées précédemment.

On constate qu'au départ, le système répond en inverse; cela est dû à la présence des zéros instables et la commande présente à ce niveau un pic de l'ordre de 10^4 l/min.

En régime permanent, le système poursuit le profil thermique de la consigne, néanmoins, il y a présence des oscillations sur les réponses du système, sur les signaux de commandes et les signaux d'erreurs aux instants de variations de $v(t)$, C_{pi} , C_{pe} , T_e , donc ces variations influencent la stabilité du système.

Lors de l'application du bruit blanc directement à la sortie du système, nous avons obtenu une réponse et une commande bruitée avec suivi de la consigne.

IV.4. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressé au régulateur standard PID. Ce dernier demande toujours un modèle le plus précis possible du système à contrôler. Le modèle analytique doit être le plus précis possible afin de représenter au mieux la réalité physique.

L'analyse du modèle dynamique de transfert de chaleur montre l'existence du couplage entre les zones (i) et $(i-1)$. Les consignes $r_1(k)$ et $r_2(k)$ sont filtrés par un modèle du seconde degré définissant la dynamique en boucle fermée du système.

CHAPITRE V :**COMMANDE FLOUE****V.1. Introduction :**

Devant le problème délicat du contrôle et de la commande des systèmes complexes non linéaires et multivariables, les outils utilisés deviennent de plus en plus pointus. Un engouement certain s'est porté depuis quelques années autour de la logique floue, en parallèle des avancées de l'automatique classiques [PET98].

La théorie de la logique floue traite deux problèmes :

1. théorie de l'ensemble flou
2. théorie de mesure floue

La motivation primaire de la logique floue est la possibilité d'exploiter la tolérance de l'imprécision et de l'inexactitude [JAM93].

L'idée d'appliquer les techniques floues au domaine du contrôle des processus a été proposée la première fois par Change et Zadeh en 1972. Leur démarche reposait sur une approche à base de modèle en utilisant le concept de fonction flou [GAL03]. Les principes de la logique floue ont été appliqués en 1974 par E.H Mamdani à la construction d'un premier contrôleur flou pour une commande de vitesse d'un moteur.

Mais ce n'est que depuis quelques années que la commande floue a connu, essentiellement au Japon, un essor remarquable ; elle a été appliquée à des problèmes aussi divers que la purification de l'eau, la fabrication du ciment, la marche automatisée d'une rame de métro, etc. [BAR93]; [BOU00].

L'attitude des automaticiens a l'égard de la commande flou a d'abord été réservée : après avoir, pendant des décennies, affirmé la nécessité d'identifier le mieux possible un système pour pouvoir construire une commande ayant des performances satisfaisantes, fallait-il faire confiance à cette méthode, qui prétendait remplacer les commandes plus ou moins sophistiquées, basées sur l'identification, par des techniques s'appuyant sur le savoir-faire humain plutôt que sur des équations ?

Actuellement, cette attitude a évolué. On peut penser que la commande floue va peu à peu prendre place dans la panoplie de l'ingénieur contemporain, sans supplanter les méthodes traditionnelles, et qu'elle constituera un complément précieux dans le cas des systèmes difficilement identifiables ou dont les paramètres subissent des variations brutales.

Ils existe beaucoup d'effort de recherches réussies pour les applications de la théorie de la logique floue aux systèmes à commander. Ces travaux montrent une performance remarquable de ce type de régulateur en comparant avec le régulateur PID conventionnel [BAR93] ; [LAU97].

Ce chapitre est consacré à la structure et le fonctionnement d'un régulateur flou, qui sera utilisé dans le cadre de cette thèse. Deux méthodes de commande sont présentées : la méthode de Mamdani et la méthode de Sugeno, nous donnons ensuite les méthodes de synthèse d'un tel régulateur et les résultats de simulations.

V.2. Principe et réalisation d'un régulateur flou :

V.2.1. Structure d'un régulateur flou :

Le régulateur par logique floue est composé de quatre éléments de base suivants [ADD00] ; [BAR93] ; [LAN04] ; [LAU97] ; [STE04] ; [WAN93] :

- L'interface de fuzzification
- La base de connaissances
- Le moteur inférence floue
- L'interface de défuzzification

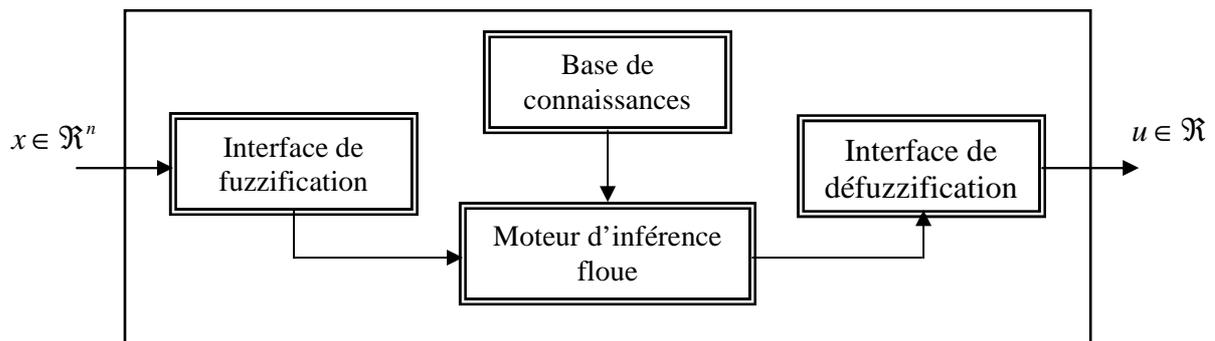


Figure V.1 : Structure de base d'un régulateur flou

V.2.1.1. Interface de fuzzification :

Transforme les entrées numériques (vecteurs précis) en des ensembles flous. Le choix de l'opérateur de fuzzification dépend de la confiance que l'on accorde aux mesures effectuées. Ainsi si la mesure x_0 est exacte, le sous-ensemble flou A_x doit être représenté par un *fait précis*. Par conséquent, on utilise comme opérateur de fuzzification la transformation dite de singleton. La fonction d'appartenance du sous ensemble flou A_x est alors définie par [BEN02] :

$$\mu_{A_x}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x = x_0 \\ 0 & \text{si } x \neq x_0 \end{cases}$$

La figure V.2 montre l'aspect de cette fonction d'appartenance.

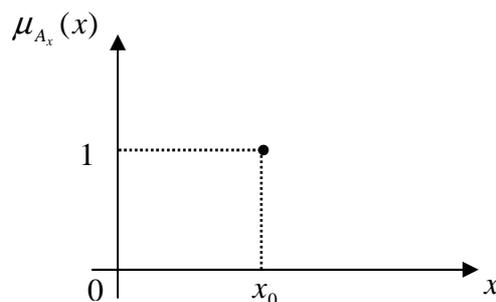


Figure V.2 : Méthode de fuzzification pour une mesure exacte

Par contre, si la mesure de la variable est incertaine, par exemple à cause du bruit, le sous-ensemble flou A_x doit être représenté par un *fait imprécis*. On utilise alors la méthode de fuzzification qui associé à la variable de mesure x_0 une fonction d'appartenance telle que, par exemple :

$$\mu_{A_x}(x) = \max \left\{ 0; 1 - \frac{|x - x_0|}{\varepsilon} \right\}$$

La représentation graphique de cette fonction est représentée par la figure V.3. Ce sous-ensemble flou comprend donc la mesure x_0 avec une appartenance unité et les valeurs voisines de x_0 avec une appartenance inversement proportionnelle à l'écart avec x_0 .

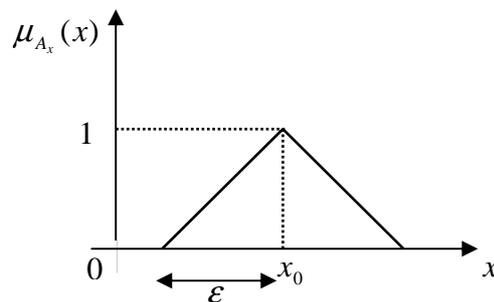


Figure V.3 : Méthode de fuzzification pour une mesure incertaine

La base du triangle (ε) est fonction de l'importance relative des erreurs de mesures. En effet, plus elles sont importantes, plus la mesure de la variable x_0 devient imprécise, et donc, plus le triangle doit s'élargir.

V.2.1.2. Base de connaissances :

La conception d'une base de connaissances représente la phase dans la conception des systèmes experts. Elle comprend la base de données et la base des règles floues [ADD00] ; [BAR93].

- **La base de données :**
Contient la définition des ensembles flous, les facteurs d'échelle pour la normalisation des ensembles de référence et la partition de l'espace flou d'entrée et sortie.
- **La base des règles floues :**
Elle rassemble l'ensemble des règles floues de type « Si-Alors » décrivant en termes linguistiques basés sur la connaissance d'un expert le comportement dynamique du système.

$$R_l : \text{Si } x_1 \text{ est } A_1^l \text{ et } \dots \text{ et } x_n \text{ est } A_n^l \text{ Alors } u_l \text{ est } B^l$$

Avec : $[x_1 \dots x_n]$: les entrées du régulateur.

u_l : la sortie du régulateur.

Chaque régulateur activé donne un sous-ensemble flou de sortie.

V.2.1.3. Moteur d'inférence floue :

C'est un mécanisme de décision. Il permet à partir d'un fait observé de la base des règles floues une décision en exploitant le raisonnement approximatif.

Dans les inférences de régulateur par logique floue interviennent les opérateurs ET et OU. L'opérateur ET s'applique aux variables à l'intérieur d'une règle tandis que l'opérateur OU lie les différentes règles.

Il existe plusieurs méthodes pour réaliser ces opérateurs dans une inférence et qui s'appliquent aux fonctions d'appartenance à savoir [BEN02]:

- Méthode d'inférence max-min (Mamdani)
- Méthode d'inférence max-prod (Larsen)
- Méthode d'inférence somme-prod (Sugeno)

V.2.1.4. Interface de défuzzification :

La stratégie de commande utilisée est décrite par un ensemble de déclaration linguistique ou règles. Puisque le processus exige à ses entrées des valeurs non floues, l'ensemble flou de sortie du régulateur doit être défuzzifié [BEN02] ; [BOU00] ; [IRI00].

La défuzzification est l'opération qui consiste à extraire d'un ensemble flou une valeur numérique considérée comme valeur significative.

Dans la commande en temps réel, un critère de choix de la commande de défuzzification est la simplicité de calcul.

Il existe plusieurs méthodes de défuzzification, elles sont illustrées par la figure V.4.

- **Méthode du centre de gravité (DEF1):**

C'est la méthode la plus utilisée dans les contrôleurs flous. Elle donne comme valeur le centre de gravité de l'ensemble flou. La sortie défuzzifiée Z est définie par :

$$Z = \frac{\sum_{j=1}^n \mu_z(z_j) z_j}{\sum_{j=1}^n \mu_z(z_j)}$$

- **Méthode du plus grand maximum (DEF2) :**

Cette méthode donne comme résultat la plus grande valeur dont la grandeur a le plus grand degré d'appartenance.

- **Méthode du plus petit maximum (DEF3) :**

Elle donne comme résultat la plus petite valeur dont la grandeur a le plus grand degré d'appartenance.

- **Méthode de la moyenne des maxima (DEF4) :**

Elle donne comme valeur la moyenne des valeurs dont le degré d'appartenance est maximal.

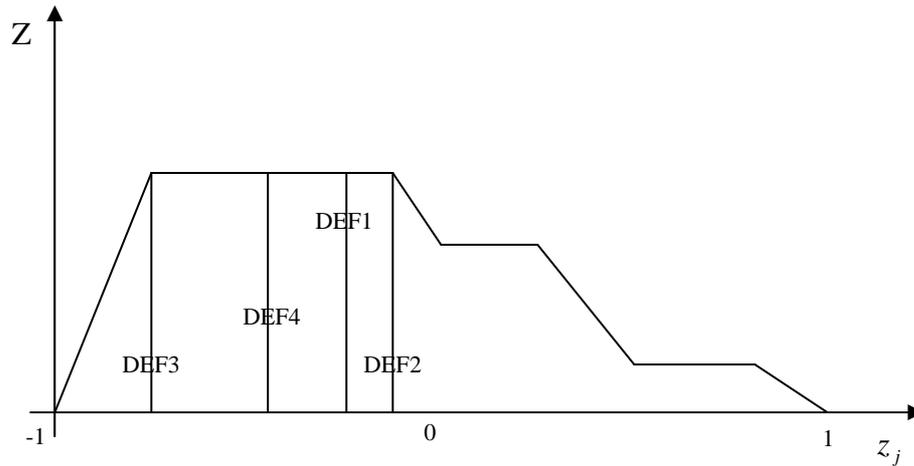


Figure V.4 : différentes méthodes de défuzzification

Dans ce travail, on a opté pour la méthode du centre de gravité.

V.2.2. Différents types de régulateurs flous :

V.2.2.1. Régulateur de type Mamdani :

Dans la plupart des applications reportées dans la littérature, un contrôleur de ce type est conçu pour réguler, asservir une variable de sortie d'un procédé, soit uniquement à partir de l'erreur e (consigne moins mesure), soit à partir de l'erreur et de sa variation Δe [FOU03].

En 1974, E.H Mamdani avait présenté, pour la première fois, la technique de réglage par logique floue. Celle-ci consiste à déterminer un ensemble de règles qui maîtrise le comportement dynamique du système à commander. L'obtention de ces règles est facile auprès des experts qui connaissent bien le système. Il avait utilisé des règles à prémisses et conclusions symboliques, l'inférence (max, min), et la défuzzification par centre de gravité. Après, Macvicar et Whelan ont observé que les bases de règles proposées par King et Mamdani étaient incomplètes. Ils ont fait une analyse détaillée sur ces bases de règles et proposé une matrice de règles (voir tableau V.1) qui possède deux entrées, l'erreur et sa variation, en se basant sur les deux principes suivants [BOU00] :

- Si la sortie est égale à la valeur désirée et la variation de l'erreur est nulle, la commande sera maintenue constante.
- Si la sortie diverge de la valeur désirée, l'action sera dépendante du signe de la valeur de l'erreur et de sa variation.

Si les conditions sont telles que l'erreur peut être corrigée par elle-même, alors la commande sera maintenue. Dans le cas contraire, la commande sera changée pour avoir des résultats satisfaisants.

$e \backslash \Delta e$	NB	NS	ZE	PS	PB
NB	NB	NB	NB	NS	ZE
NS	NB	NB	NS	ZE	PS
ZE	NB	NS	ZE	PS	PB
PS	NS	ZE	PS	PB	PB
PB	ZE	PS	PB	PB	PB

Tableau V.1 : Matrice de Macvicar-Whelan

e : L'écart entre la sortie du système et la consigne.

Δe : Variation de l'erreur.

NB : Negative Big

NS : Negative Small

ZE : Zero

PS : Positive Small

PB : Positive Big

V.2.2.2. Régulateur de type Sugeno :

Dans les régulateurs de ce type, les conclusions des règles ne sont pas symboliques (i.e représentées par des sous ensembles flous) mais une fonction (numérique) des entrées: $b^i = f(x_i, \dots, x_n)$, les prémisses étant symboliques.

Où : $f(\cdot)$ est généralement fonction polynomiale.

La sortie du régulateur est donnée par :

$$\Delta u = \frac{\sum_{i=1}^n b^i * \alpha_i(x)}{\sum_{j=1}^n \alpha_j} \quad (\text{V.1})$$

Où les α_i sont les valeurs de vérité de chaque règle pour $i = 1 \dots n$.

Notons que la sortie donnée par le régulateur est la variation du signal de commande.

V.2.3. Principe du régulateur PID flou :

V.2.3.1. Variables d'entrées du régulateur :

Un régulateur flou permet de déterminer la commande à appliquer à un processus à partir de la valeur s de la variable de sortie de ce contrôleur ; celle-ci est elle-même déterminée à partir des valeurs des variables d'entrée $e, \Delta e \dots$ du régulateur par des relations floues, ou règles floues [BAR93].

Théoriquement, le nombre d'entrée n'est pas limité. En pratique, cependant, il n'est pas rationnel d'utiliser plus de trois variables d'entrée puisque la détermination des règles devient trop complexe.

Pour le régulateur décrit par la figure V.5, nous n'avons intervenir que deux variables d'entrée :

$e(k) = y_d(k) - y(k)$: écart entre la consigne $y_d(k)$ et le signal de sortie du processus $y(k)$.

$\Delta e(k) = e(k) - e(k-1)$: variation du signal d'écart à l'instant k .

Ke et Kde : gains de normalisation de l'erreur et de sa variation

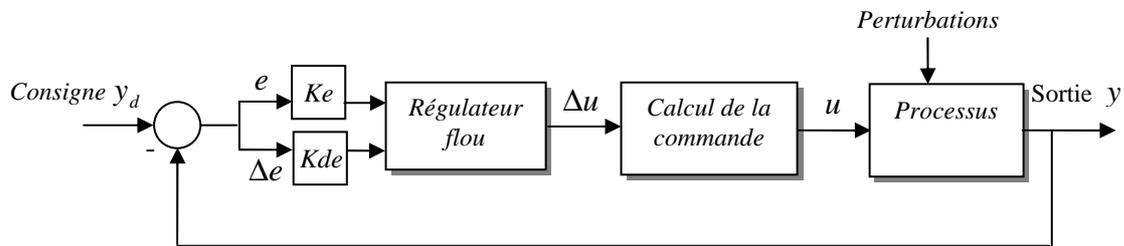


Figure V.5 : Schéma d'un système asservi par un régulateur flou

- Si la sortie du régulateur est directement injectée au processus, la commande sera dite de type PD flou
- Si on fait passer la sortie du régulateur flou par un intégrateur, la commande sera dite de type PI flou

Le PID flou s'obtient par l'association des deux contrôleurs flous de base (PI flou, PD flou). La commande PI floue est connue pour être très pratique que la commande PD floue car il est difficile à cette dernière d'éliminer l'erreur en régime statique. Mais l'inconvénient de la commande PI floue est d'introduire une mauvaise performance pendant le régime dynamique traduite par un temps de montée grand, qui est résolu en ajoutant la commande PD floue, ceci implique l'association entre ces deux commandes floues.

Le signal de commande délivré par le régulateur PID flou est calculé comme suit [DAO03]; [PED04] :

$$U_{PID} = U_{PI} + U_{PD} \quad (V.2)$$

$$U_{PI}(k) = U_{PI}(k-1) + K_1 \Delta u(k) \quad (V.3)$$

$$U_{PD}(k) = K_2 \Delta u(k) \quad (V.4)$$

K_1 et K_2 sont des gains d'amplification.

V.2.4. Conclusion :

Une des applications de la logique floue est la conduite de processus. L'intérêt suscité par ce nouveau type de contrôle ne cesse de croître, et ce dans des domaines très variés. Les raisons en sont principalement une grande souplesse et une relative facilitée de conception.

Le régulateur par logique floue ne traite pas une relation mathématique bien définie, mais utilise des inférences avec plusieurs règles se basant sur des variables linguistiques. Ces inférences sont alors traitées par des opérateurs de la logique floue [BEN02].

V.2.5. Synthèse des régulateurs :

V.2.5.1. Régulateur de Mamdani :

En utilisant la matrice de Macvicar-Whelan, nous déterminons la base de règles pour chaque régulateur. Nous commençons par le cas le plus simple, qui est celui d'un régulateur de type Mamdani (3x3) à 9 règles. Les fonctions d'appartenance utilisées sont de type triangulaire.

V.2.5.1.1 Régulateur à trois classes :

- *Base de règles :*

e Δe	N	Z	P
N	N	N	Z
Z	N	Z	P
P	Z	P	P

Tableau V.2 : Base de règles floues (3x3)
(N : négative, Z : zéro, P : positive)

- *Fonctions d'appartenance :*

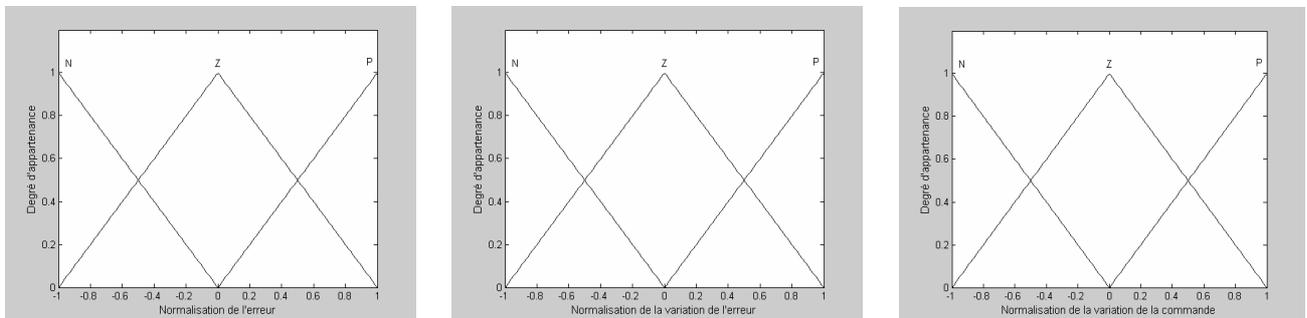


Figure V.6 : Fonctions d'appartenance correspondant à la classe «3x3 »

- *Gains de normalisation :*

$$Ke_1 = 0.03 \quad ; \quad Ke_2 = 0.03$$

$$Kde_1 = 0.02 \quad ; \quad Kde_2 = 0.02$$

- *Gains des commandes :*

$$K_1 = 720 \quad ; \quad K_2 = 690 \quad \text{pour } U_1$$

$$K_1 = 710 \quad ; \quad K_2 = 680 \quad \text{pour } U_2$$

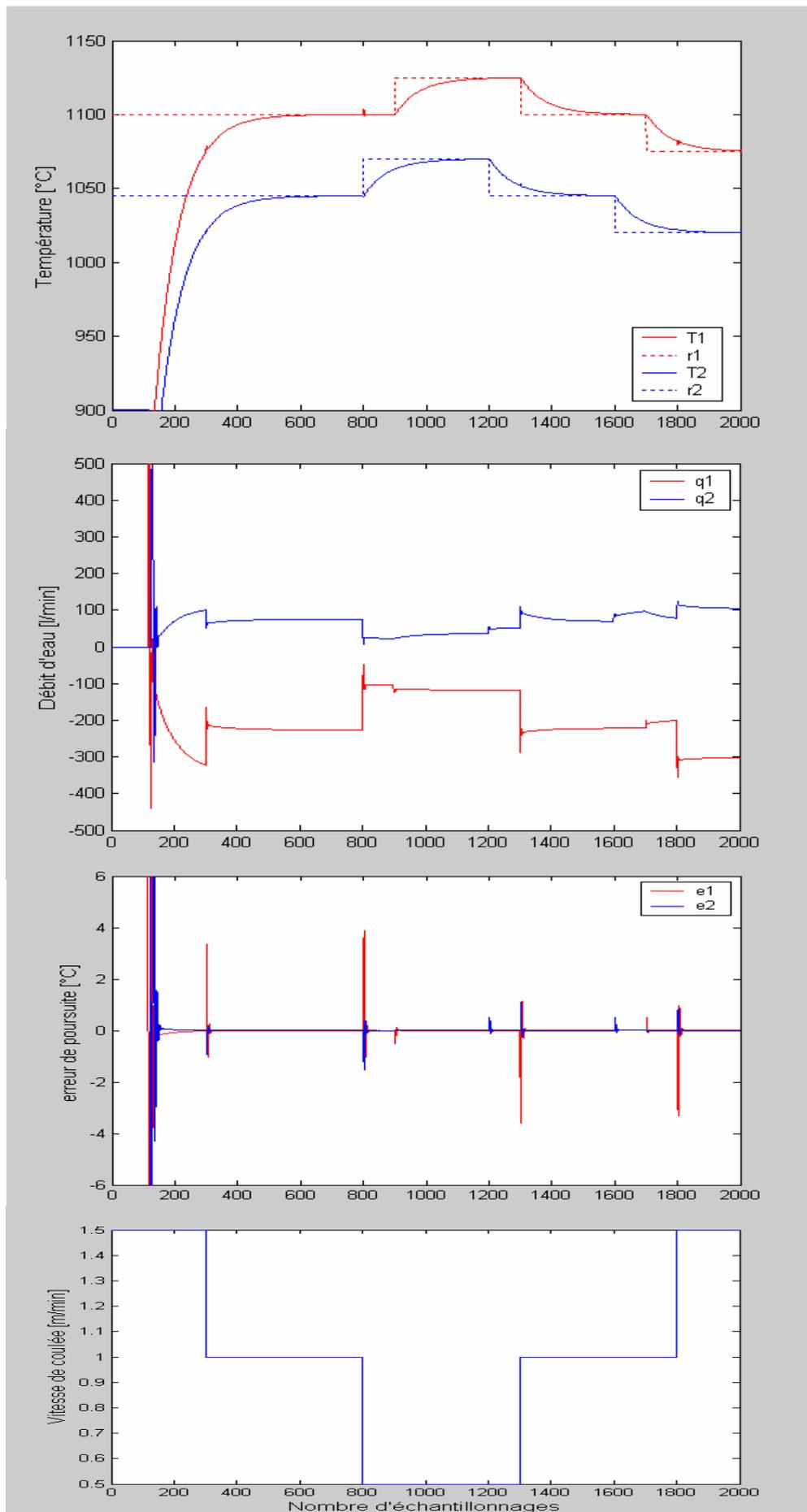


Figure V.7 : Réponse du système par un régulateur de Mamdani à 9 règles selon les variations de la vitesse de coulée $v(t)$

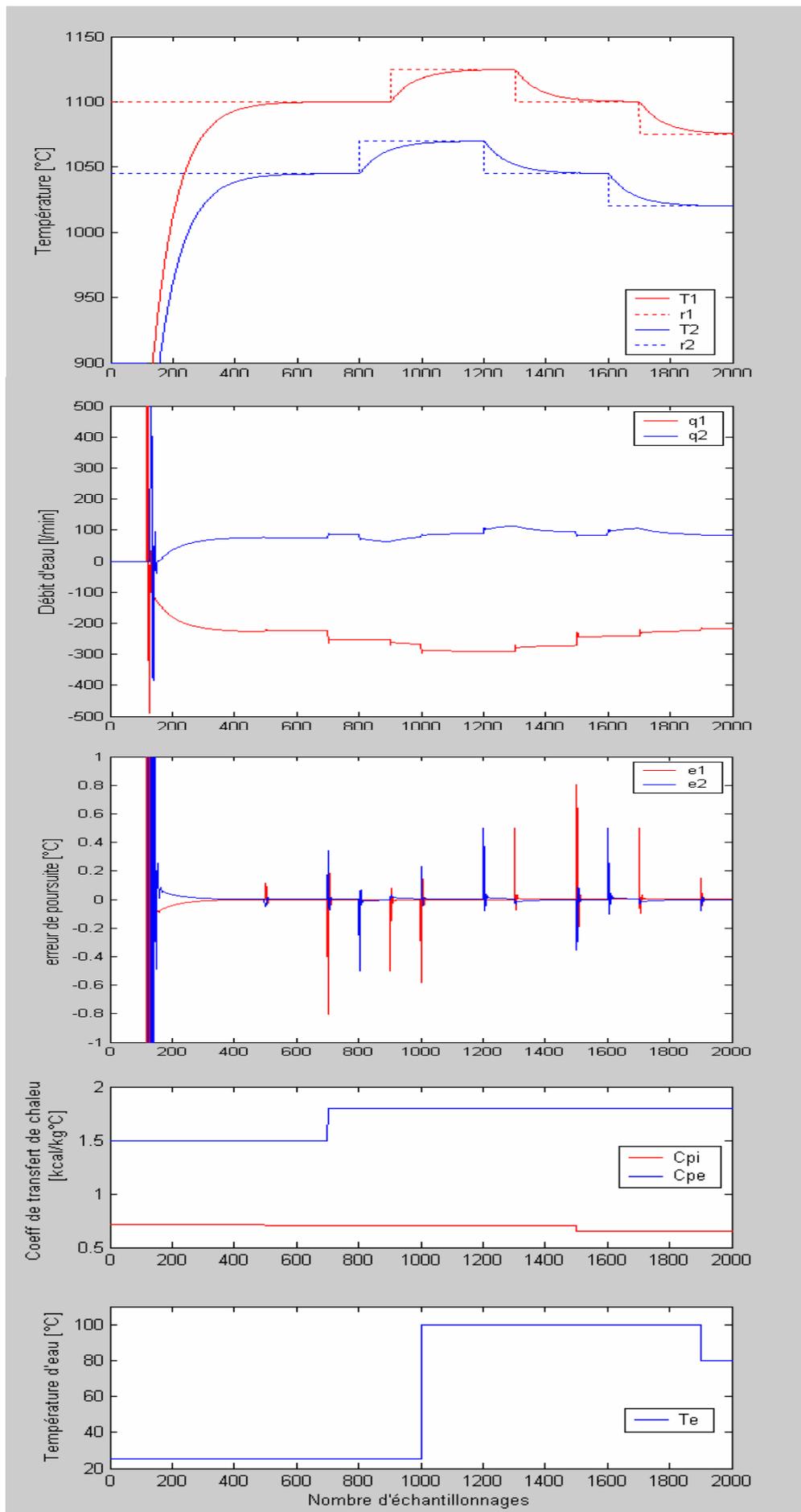


Figure V.8 : Réponse du système par un régulateur de Mamdani à 9 règles selon les variations de C_{p_i} , C_{p_e} et T_e

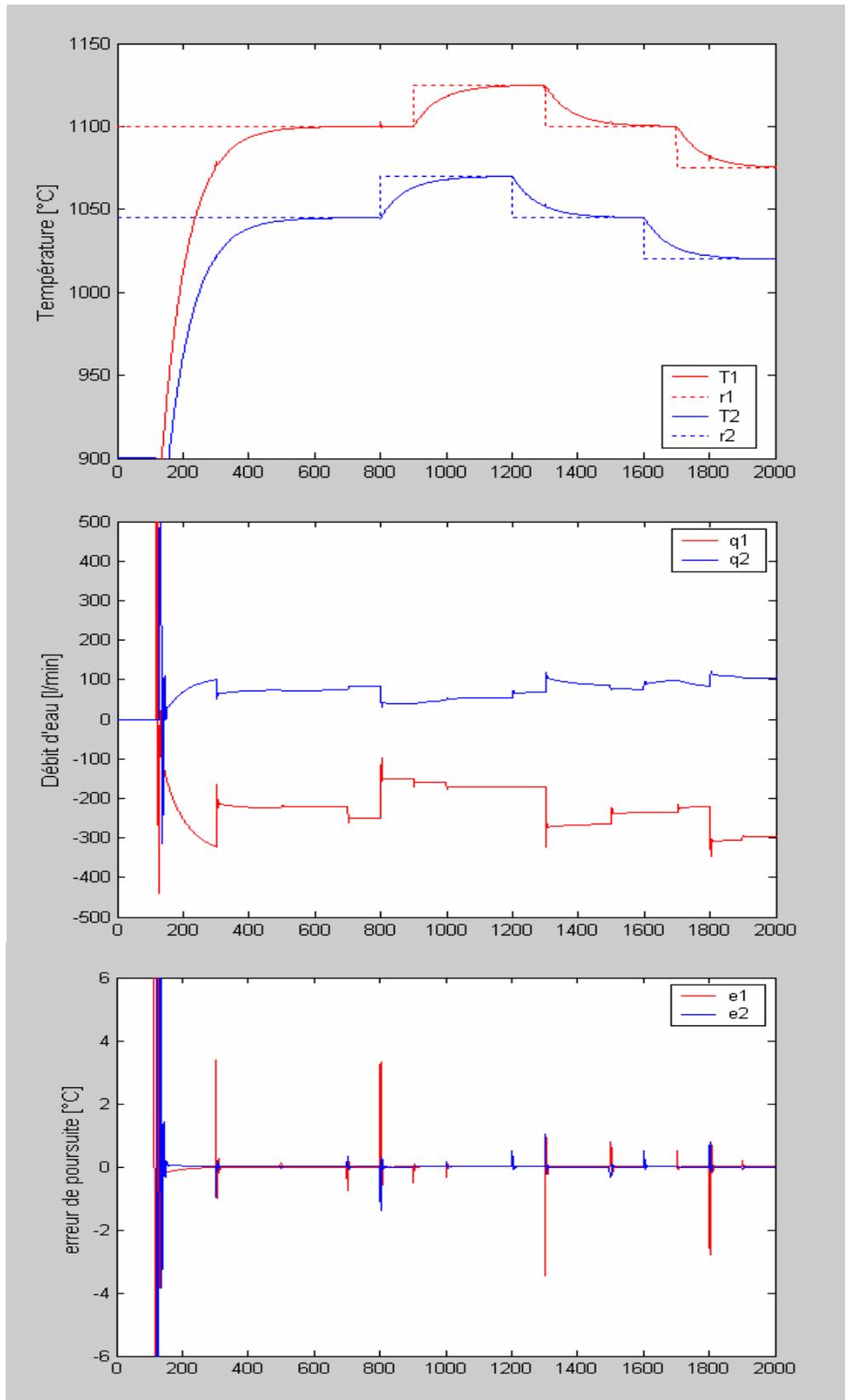


Figure V.9 : Réponse du système par un régulateur de Mamdani à 9 règles selon les variations de $v(t)$, C_{Pi} , C_{Pe} et T_e

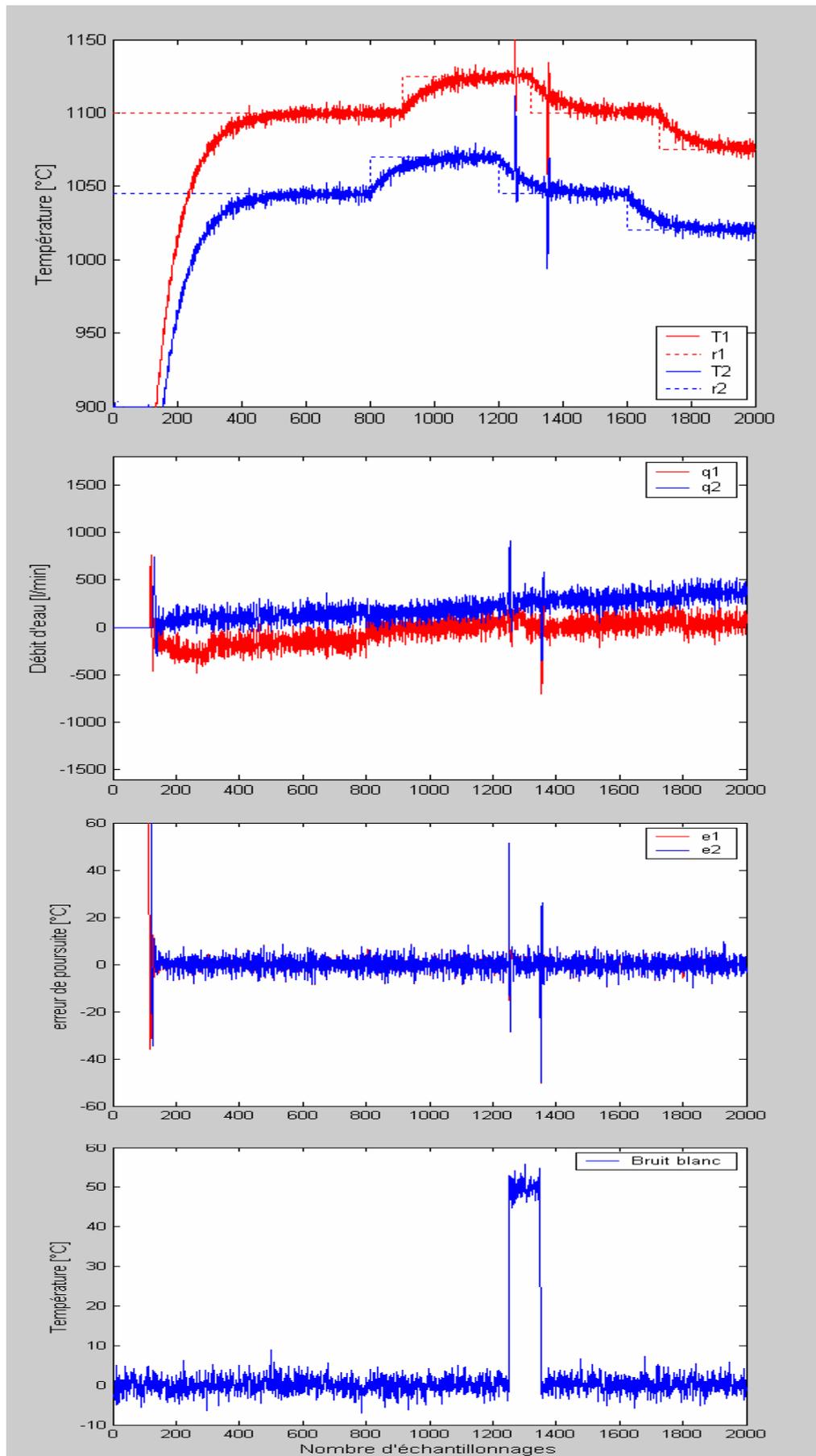


Figure V.10 : Réponse du système par un régulateur de Mamdani à 9 règles selon les variations de $v(t)$, C_{pi} , C_{pe} , T_e et l'application du bruit blanc

V.2.5.1.2 Régulateur à cinq classes :

- *Base de règles :*

e / Δe	NB	NS	ZE	PS	PB
NB	NB	NB	NB	NS	ZE
NS	NB	NB	NS	ZE	PS
ZE	NB	NS	ZE	PS	PB
PS	NS	ZE	PS	PB	PB
PB	ZE	PS	PB	PB	PB

Tableau V.3 : Base de règles floues (5x5)

- *Fonctions d'appartenance :*

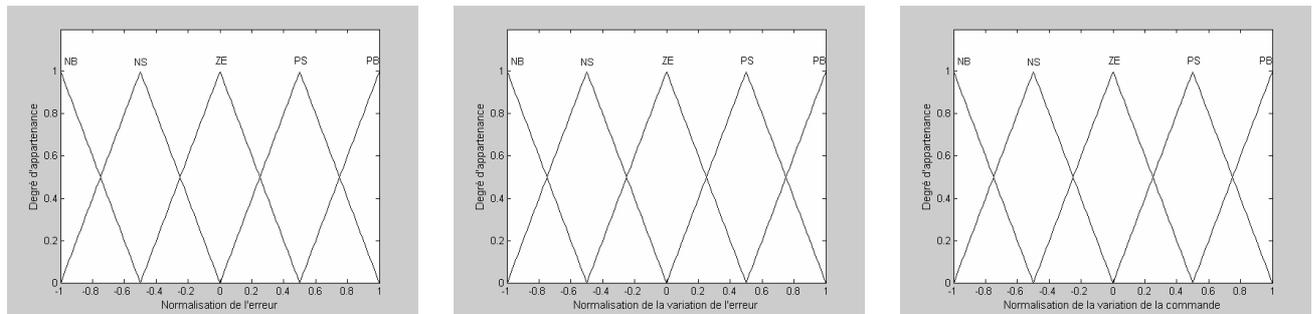


Figure V.11 : Fonctions d'appartenance correspondant à la classe «5x5 »

- *Gains de normalisation :*

$$Ke_1 = 0.02 \quad ; \quad Ke_2 = 0.02$$

$$Kde_1 = 0.01 \quad ; \quad Kde_2 = 0.01$$

- *Gains des commandes :*

$$K_1 = 600 \quad ; \quad K_2 = 530 \text{ pour } U_1$$

$$K_1 = 580 \quad ; \quad K_2 = 510 \text{ pour } U_2$$

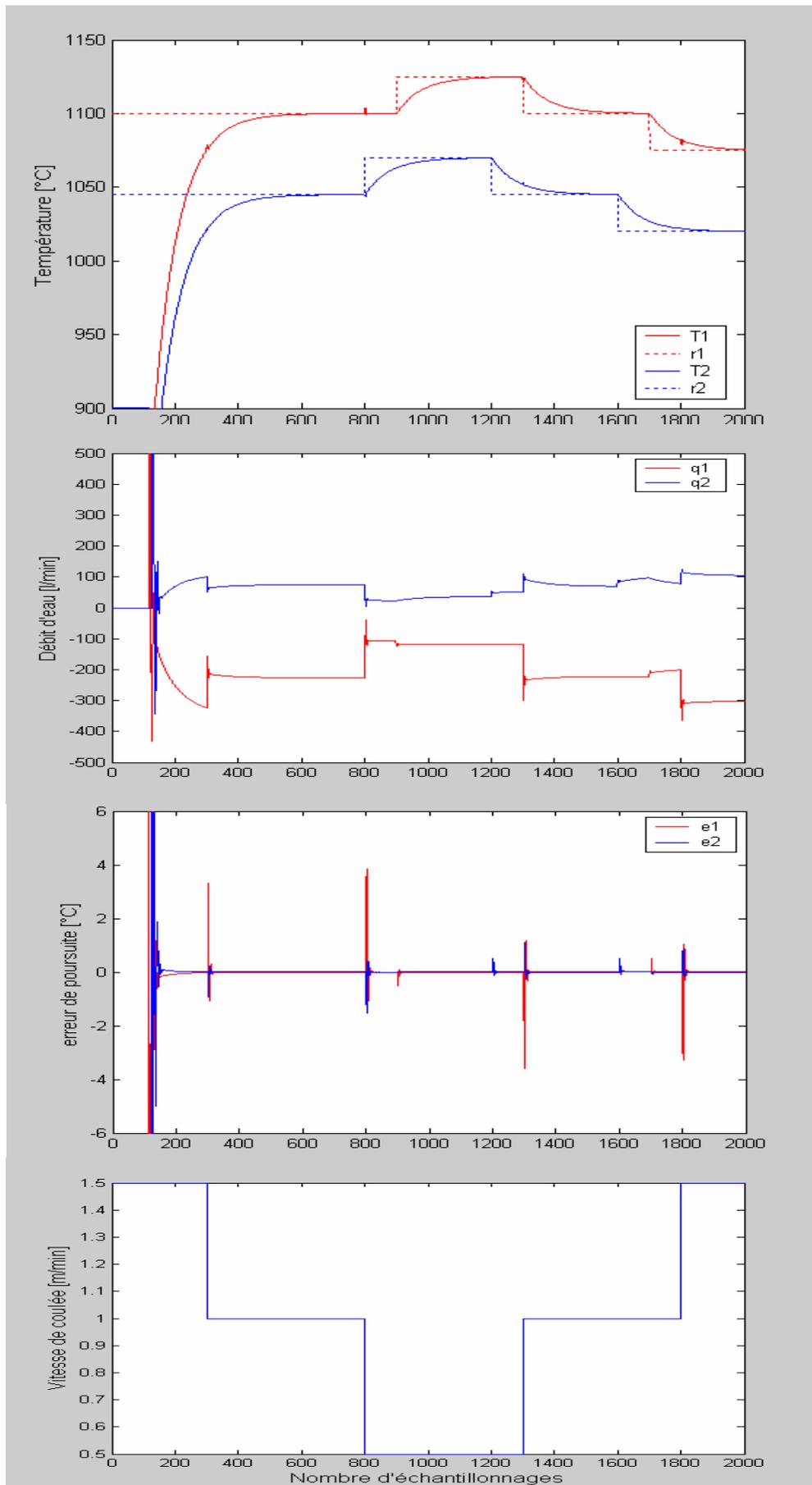


Figure V.12 : Réponse du système par un régulateur de Mamdani à 25 règles selon les variations de la vitesse de coulée $v(t)$

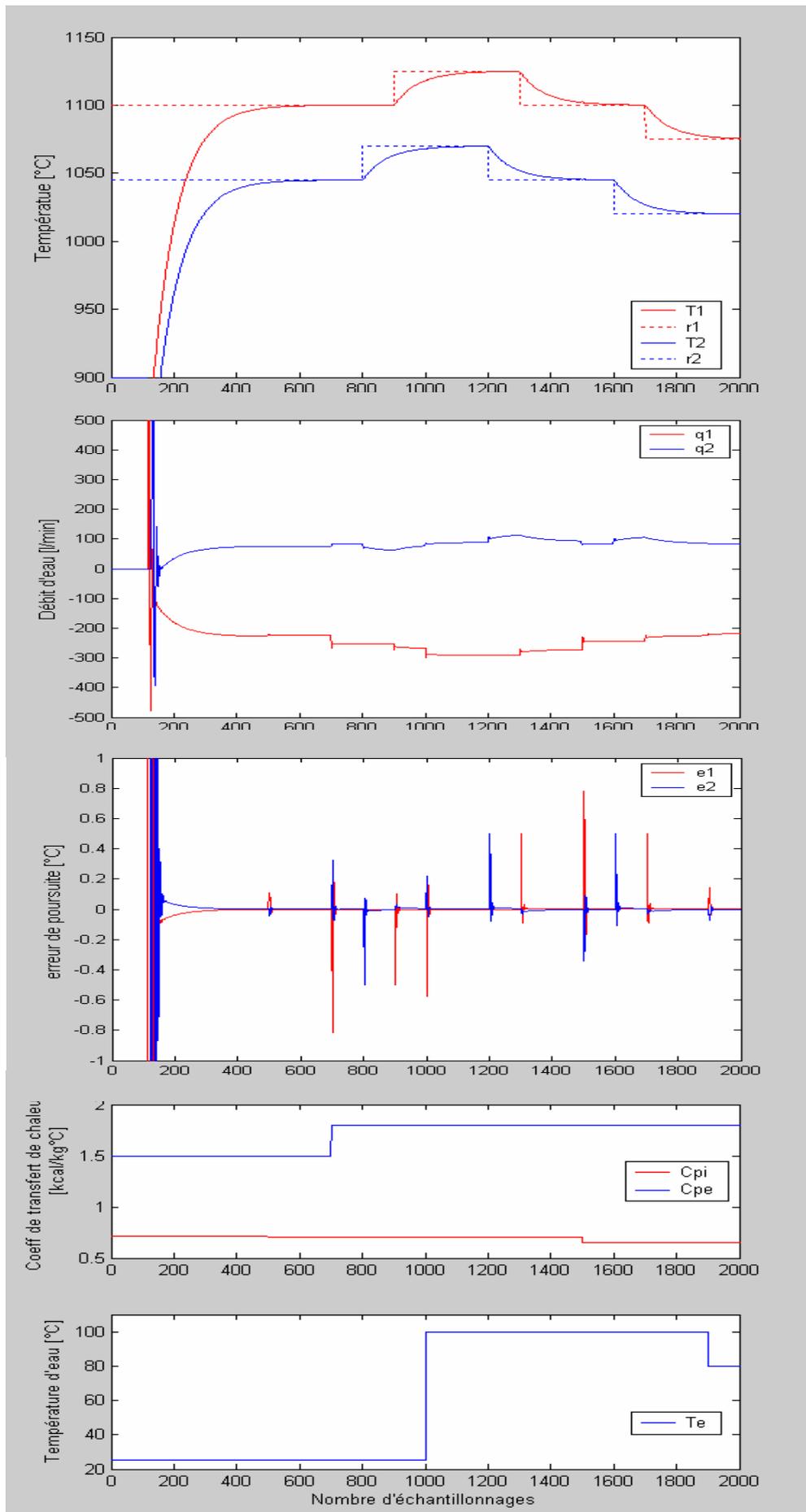


Figure V.13 : Réponse du système par un régulateur de Mamdani à 25 règles selon les variations de C_{pi} , C_{pe} et T_e

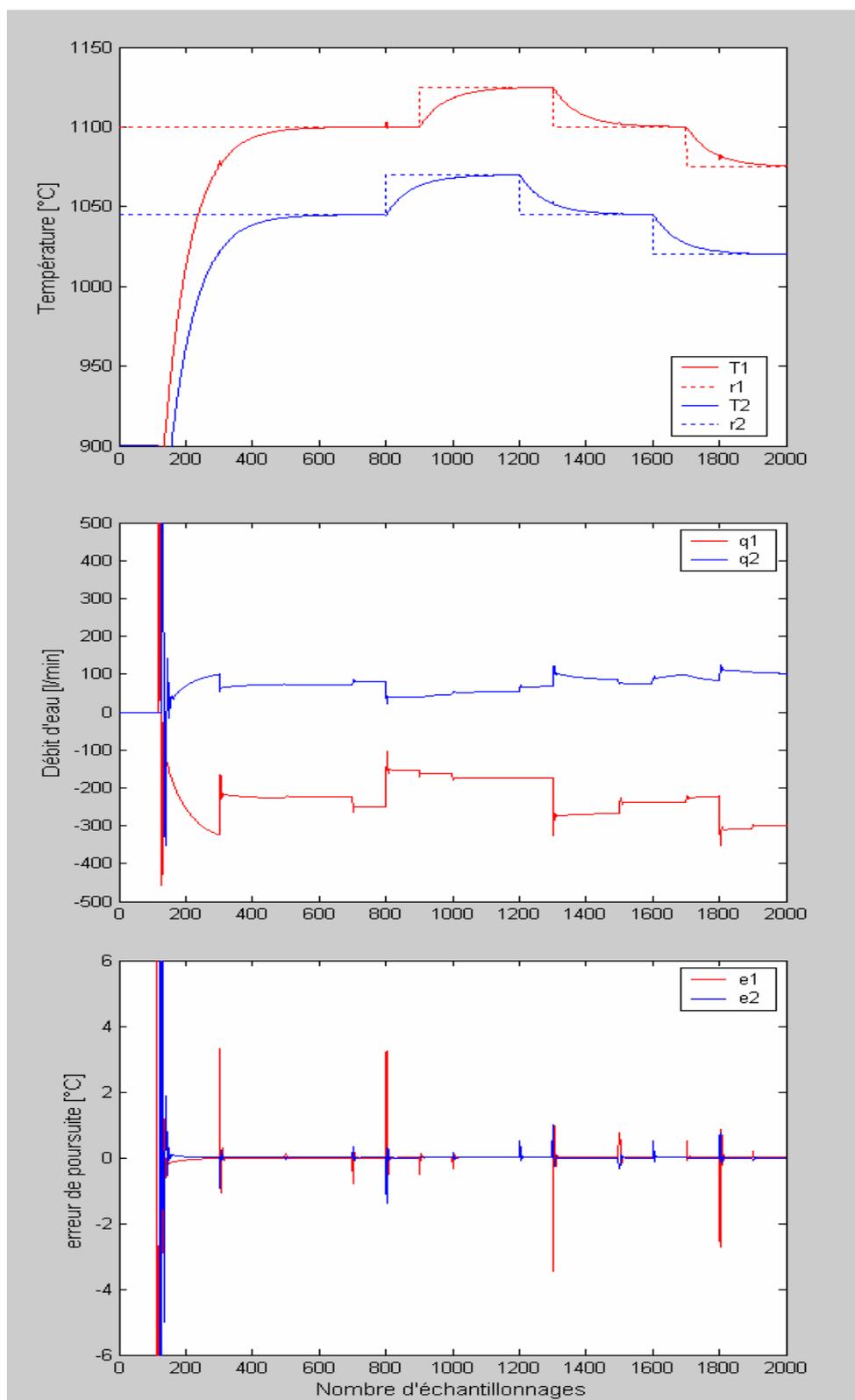


Figure V.14 : Réponse du système par un régulateur de Mamdani à 25 règles selon les variations de $v(t)$, C_{pi} , C_{pe} et T_e

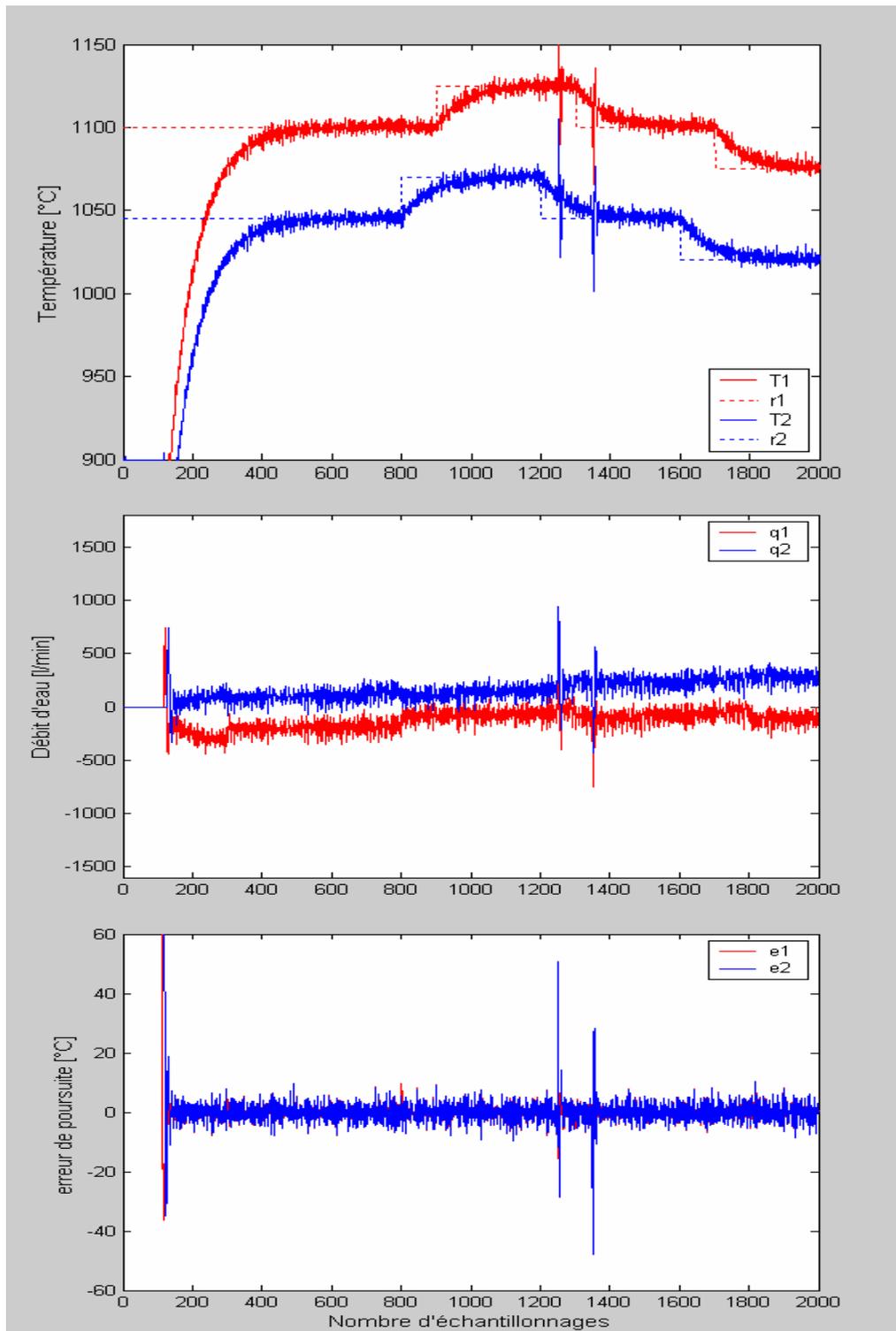


Figure V.15 : Réponse du système par un régulateur de Mamdani à 25 règles selon les variations de $v(t)$, C_{Pi} , C_{Pe} , T_e et l'application du bruit blanc

V.2.5.1.3 Régulateur à sept classes :

- *Base de règles :*

$\begin{matrix} e \\ \Delta e \end{matrix}$	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
NB	NB	NB	NB	NB	NM	NS	ZE
NM	NB	NB	NB	NM	NS	ZE	PS
NS	NB	NB	NM	NS	ZE	PS	PM
ZE	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
PS	NM	NS	ZE	PS	PM	PB	PB
PM	NS	ZE	PS	PM	PB	PB	PB
PB	ZE	PS	PM	PB	PB	PB	PB

Tableau V.4 : Base de règles floues (7x7)

- *Fonctions d'appartenance :*

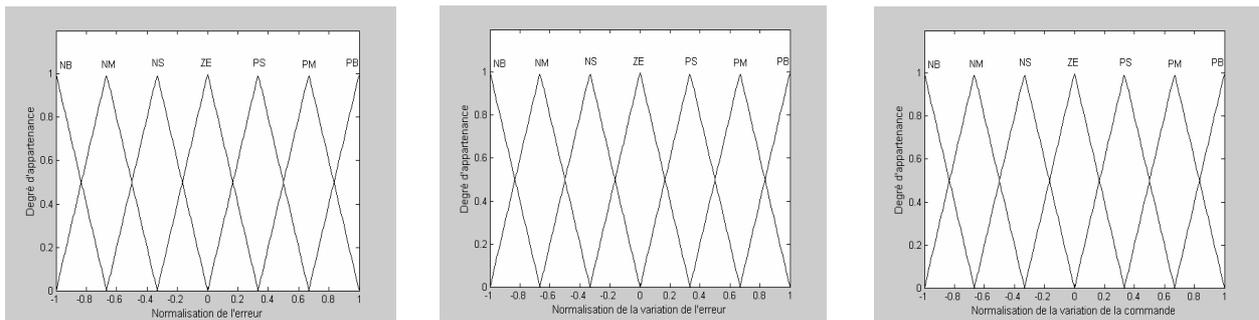


Figure V.16 : Fonctions d'appartenance correspondant à la classe «7x7 »

- *Gains de normalisation :*

$$Ke_1 = 0.015 \quad ; \quad Ke_2 = 0.015$$

$$Kde_1 = 0.01 \quad ; \quad Kde_2 = 0.01$$

- *Gains des commandes :*

$$K_1 = 530 \quad ; \quad K_2 = 500 \text{ pour } U_1$$

$$K_1 = 500 \quad ; \quad K_2 = 480 \text{ pour } U_2$$

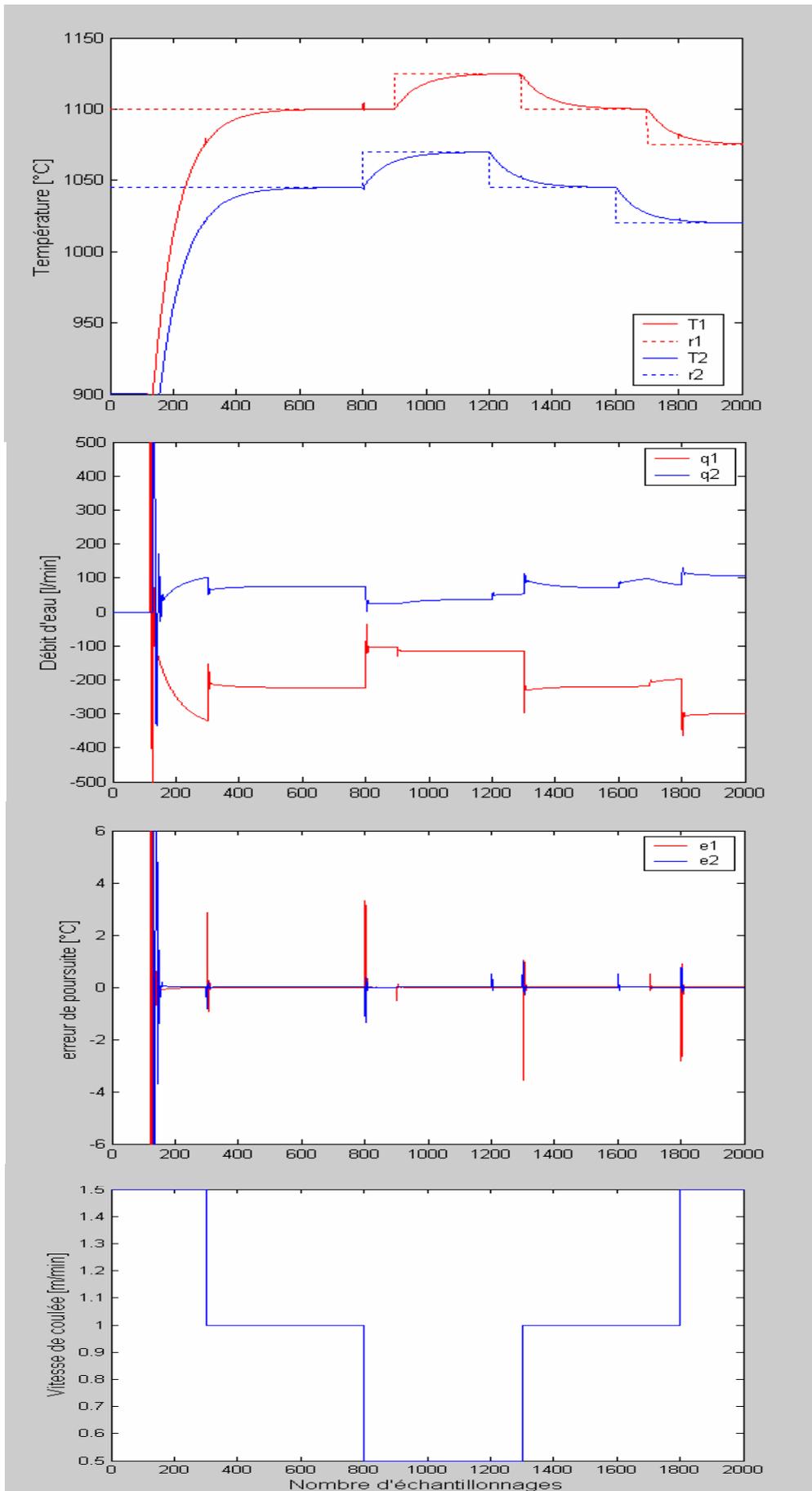


Figure V.17 : Réponse du système par un régulateur de Mamdani à 49 règles selon les variations de la vitesse de coulée $v(t)$

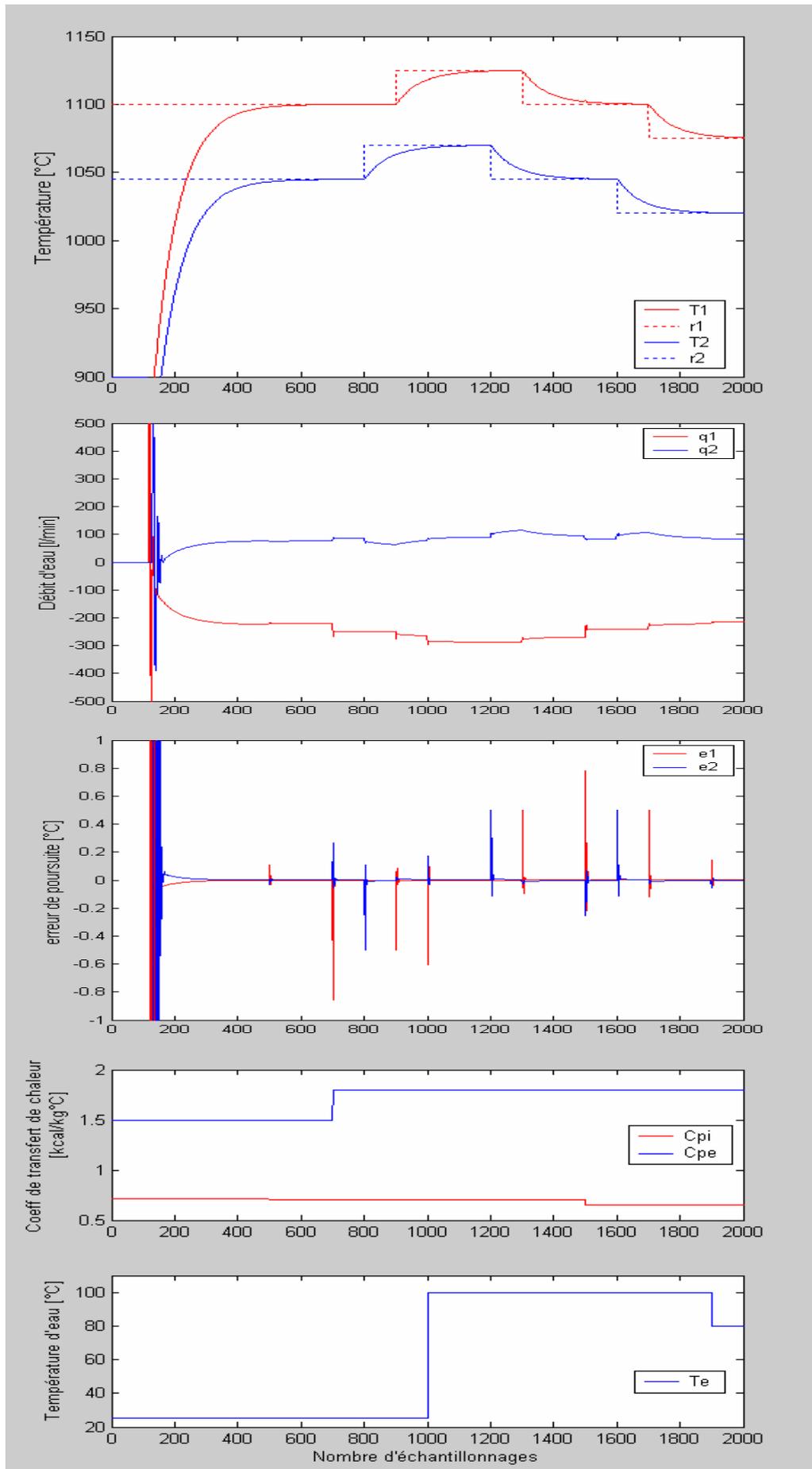


Figure V.18 : Réponses du système par un régulateur de Mamdani à 49 règles selon les variations de C_{pi} , C_{pe} et T_e

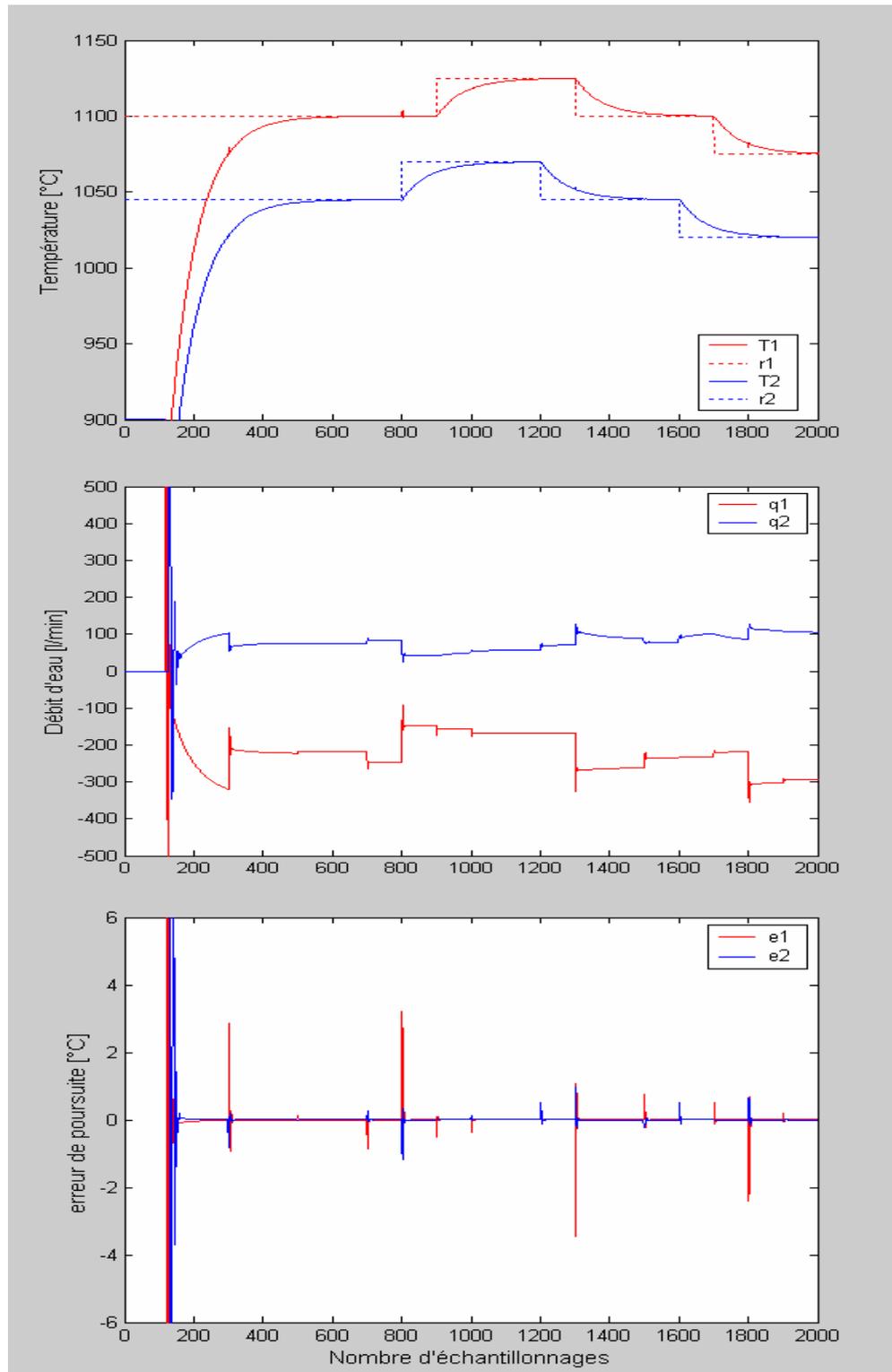


Figure V.19 : Réponse du système par un régulateur de Mamdani à 49 règles selon les variations de $v(t)$, C_{pi} , C_{pe} et T_e

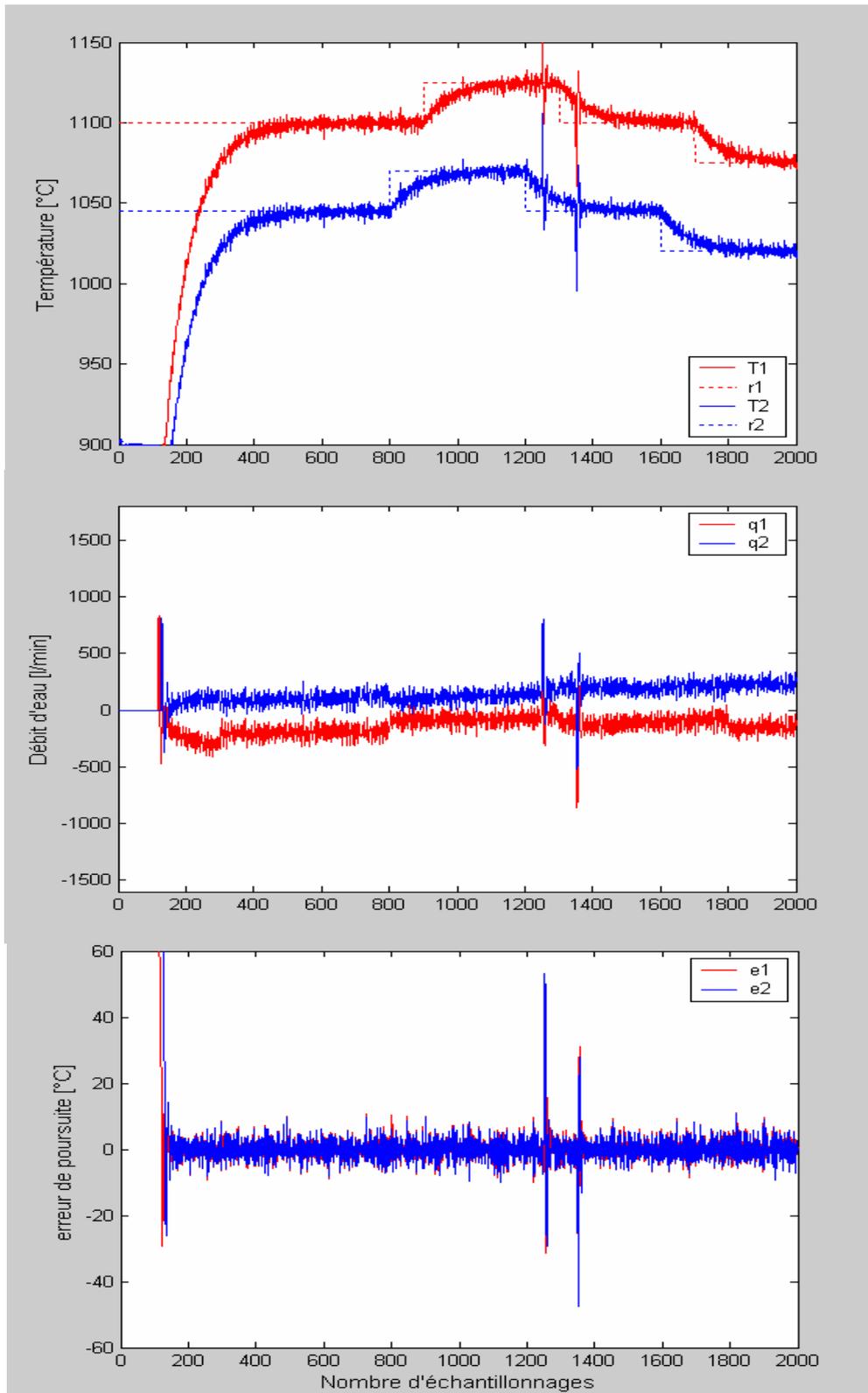


Figure V.20 : Réponse du système par un régulateur de Mamdani à 49 règles selon les variations de $v(t)$, C_{pi} , C_{pe} , T_e et l'application du bruit blanc

V.2.5.2. Régulateur de Sugeno :

Considérons un régulateur flou ayant deux entrées x et y . Le régulateur de ce type (Takagi-Sugeno) utilise des règles écrites de la manière suivante [JAN95] ; [MOR01]:

$$R^{(l)} : \text{SI } x \text{ est } A^{(l)} \text{ ET } y \text{ est } B^{(l)} \text{ ALORS } \Delta u = f^{(l)}(x, y)$$

La fonction de sortie $f^{(l)}(x, y)$ est une combinaison linéaire des entrées.

$$f^{(l)}(x, y) = p^{(l)}x + q^{(l)}y + r^{(l)}$$

mais elle peut être aussi une fonction arbitraire tant qu'elle puisse décrire convenablement le comportement du système étudié.

$A^{(l)}$ et $B^{(l)}$ sont deux sous-ensembles flous dans l'espace des entrées, tandis que $f^{(l)}(x, y)$ est une fonction numérique dans l'espace de sortie.

V.2.5.2.1. Synthèse du régulateur de Sugeno:

Le régulateur par logique floue dans sa conception classique exploite le modus ponens généralisé pour introduire la sortie floue à partir des variables floues d'entrée et des règles floues qui constituent la base de connaissance [MOR01] ; [VIE04] ; [JAN95] .

Le régulateur proposé par Sugeno est similaire aux méthodes classiques dans plusieurs points, la fuzzification et l'application des opérateurs flous sont exactement les mêmes, la différence réside dans le fait que les conséquences des règles sont des sous-ensembles flous singleton dont la valeur peut être une constante ou une fonction des entrées du régulateur [BOU00].

La règle typique pour le modèle flou de Sugeno d'ordre zéro à deux entrées e et Δe est de la forme :

$$\text{Règle } i : \text{ Si } e \text{ est } A_i \text{ et } \Delta e \text{ est } B_i \text{ alors } f_i = r_i$$

La forme la plus fréquente pour un modèle d'ordre un est la suivante :

$$\text{Règle } i : \text{ Si } e \text{ est } A_i \text{ et } \Delta e \text{ est } B_i \text{ alors } f_i = p_i e + q_i \Delta e + r_i$$

A_i et B_i sont les ensembles flous de l'antécédent et p_i , q_i et r_i sont des constantes.

Les sous-ensembles flous antécédents de chaque règle sont quantifiés par une fonction qui peut être définie par le min ou le produit. La sortie de chaque règle est définie par une fonction singleton.

Dans notre travail, nous avons opté pour un modèle de Sugeno d'ordre un et la fonction de quantification est définie par le produit.

La sortie globale du régulateur muni de 9 règles s'écrit sous la forme suivante :

$$\Delta u = \frac{\sum_{i=1}^9 w_i f_i}{\sum_{i=1}^9 w_i} \quad \text{avec } w_i = \mu_{A_i}(e) \mu_{B_i}(\Delta e)$$

- *Base de règles :*

La synthèse du régulateur de Sugeno revient à la détermination des coefficients des conséquences des règles floues, l'obtention de ces coefficients à partir des connaissances vagues et imprécises est très difficile. Dans notre cas, nous exploitons les données entrée-sortie correspondant à la surface $\Delta u(e, \Delta e)$ du régulateur de Mamdani à 49 règles floues.

En construisant N paires de couples d'entrées/sorties du régulateur de Mamdani à 49 règles, nous pouvons appliquer l'algorithme des moindres carrés pour la détermination des paramètres du régulateur flou.

N° règle	e_n	Δe_n	p_1	q_1	r_1	p_2	q_2	r_2
1	N	N	0.506	0.521	0.001	0.506	0.521	0.001
2	N	Z	0.523	0.325	0.000	0.523	0.325	0.000
3	N	P	0.723	0.612	0.002	0.723	0.612	0.002
4	Z	N	0.523	0.325	0.000	0.523	0.325	0.000
5	Z	Z	0.723	0.612	0.002	0.723	0.612	0.002
6	Z	P	0.467	0.178	0.000	0.467	0.178	0.000
7	P	N	0.723	0.612	0.002	0.723	0.612	0.002
8	P	Z	0.467	0.178	0.000	0.467	0.178	0.000
9	P	P	0.424	0.311	0.001	0.424	0.311	0.001

- *Fonctions d'appartenance :*

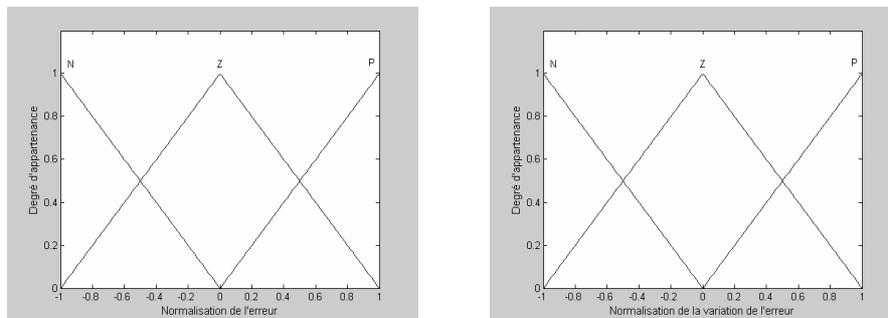


Figure V.21 : Fonctions d'appartenance de l'erreur et de sa variation

- *Gains de normalisation :*

$$Ke_1 = 0.033 \quad ; \quad Ke_2 = 0.04$$

$$Kde_1 = 0.02 \quad ; \quad Kde_2 = 0.02$$

- *Gains des commandes :*

$$K_1 = 470 \quad ; \quad K_2 = 460 \quad \text{pour } U_1$$

$$K_1 = 450 \quad ; \quad K_2 = 430 \quad \text{pour } U_2$$

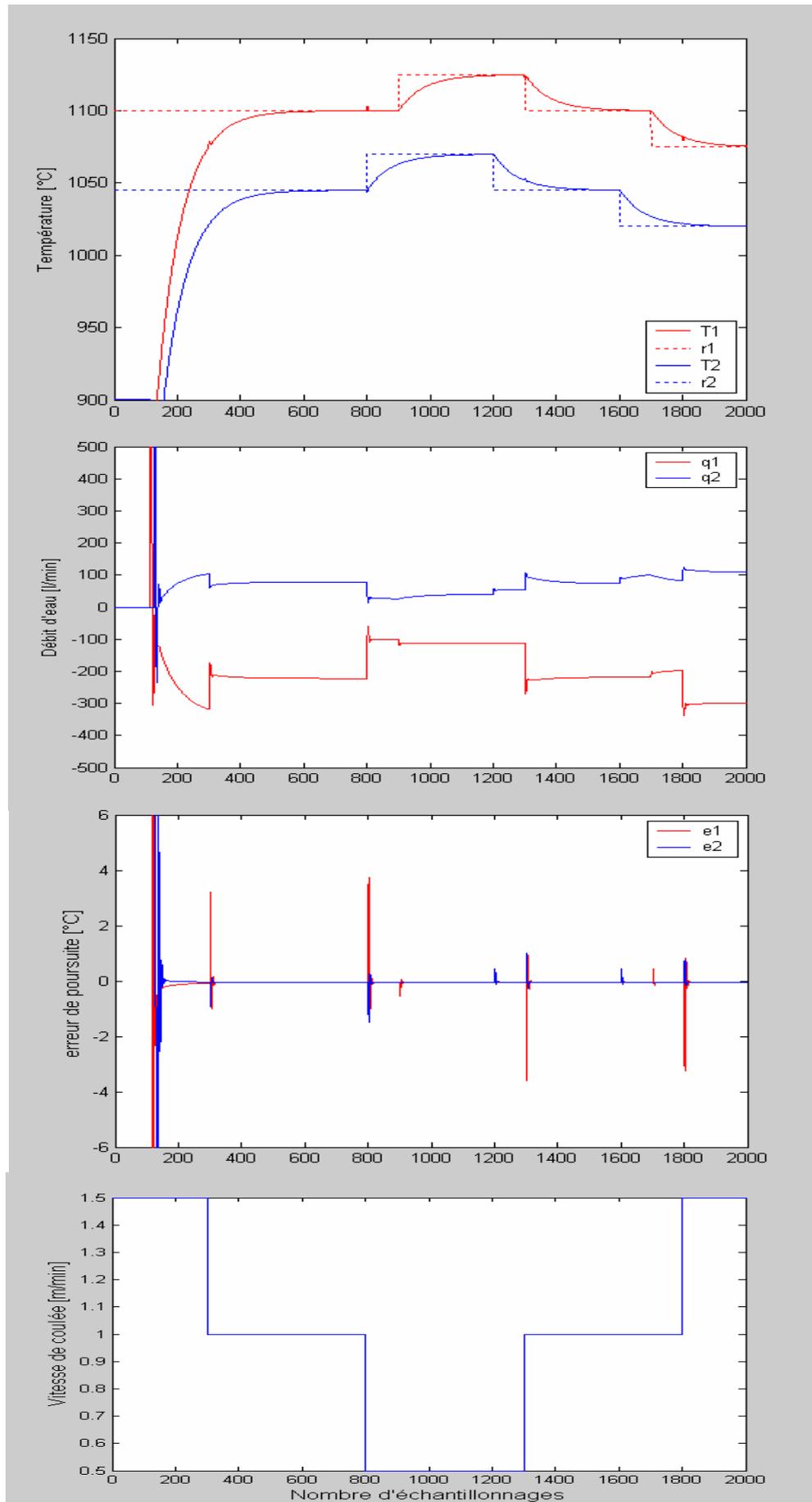


Figure V.22 : Réponse du système par un régulateur de Sugeno à 9 règles selon les variations de la vitesse de coulée $v(t)$

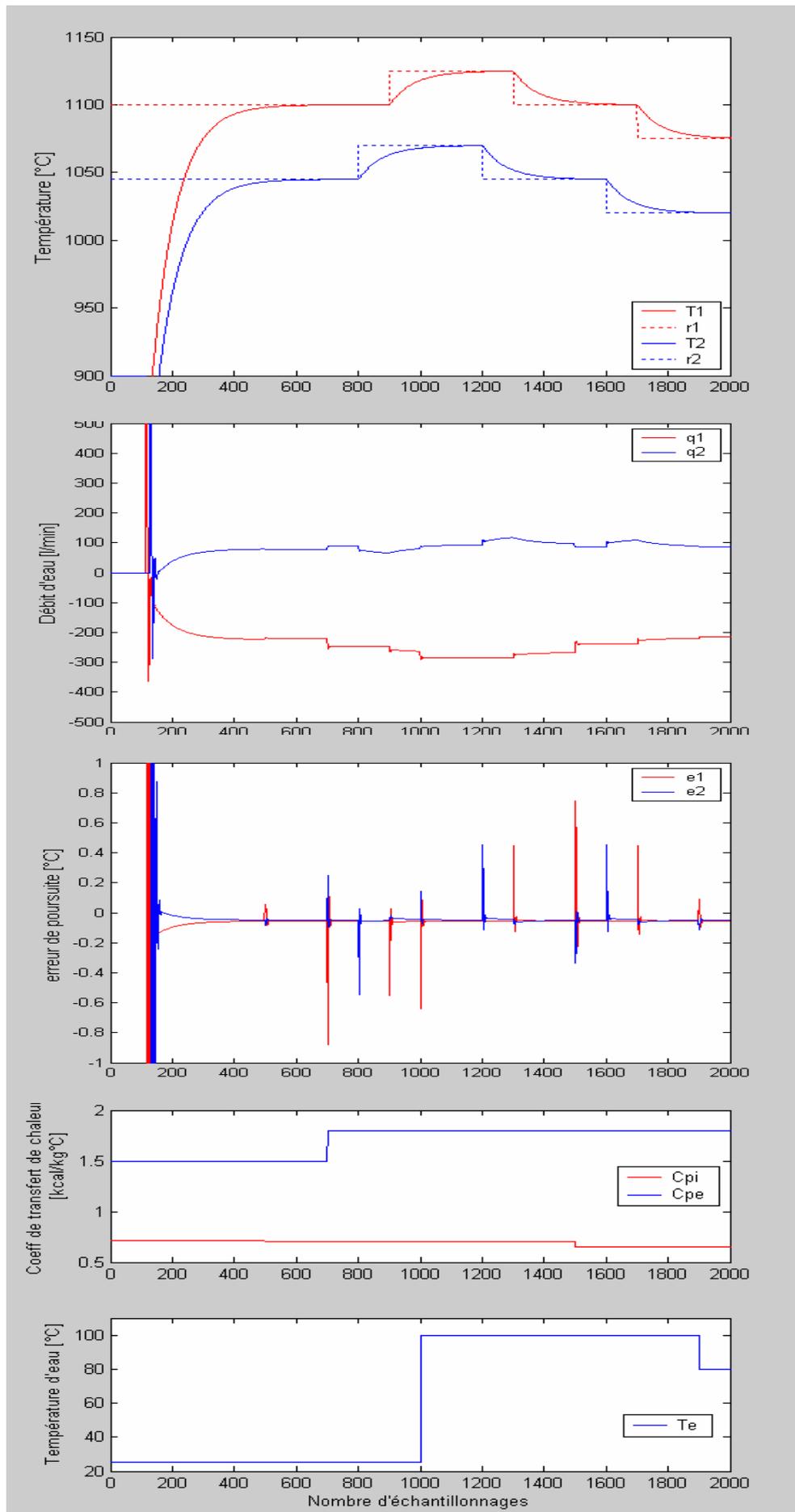


Figure V.23 : Réponse du système par un régulateur de Sugeno à 9 règles selon les variations de C_{pi} , C_{pe} et T_e

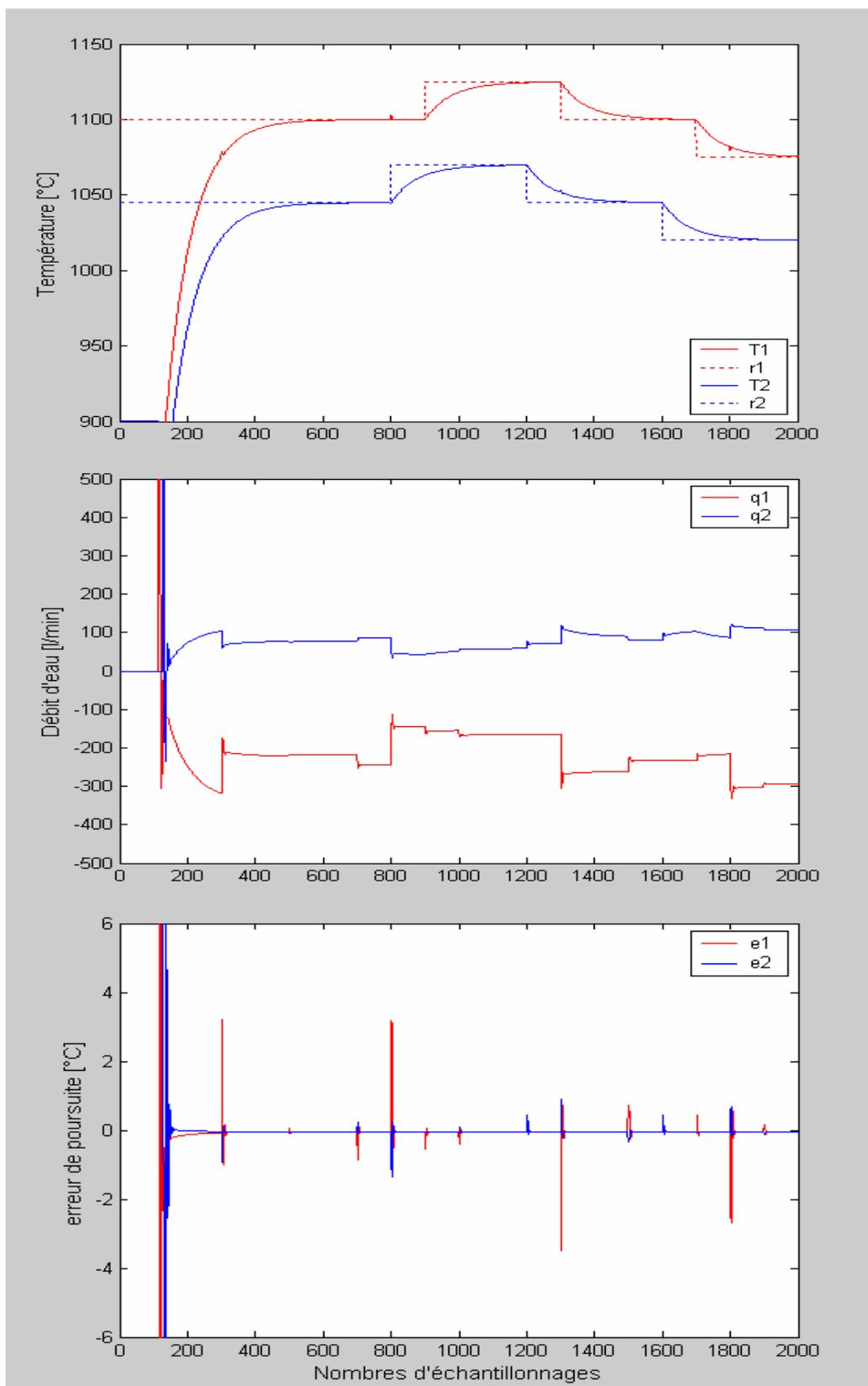


Figure V.24 : Réponse du système par un régulateur de Sugeno à 9 règles selon les variations de $v(t)$, C_{pi} , C_{pe} et T_e

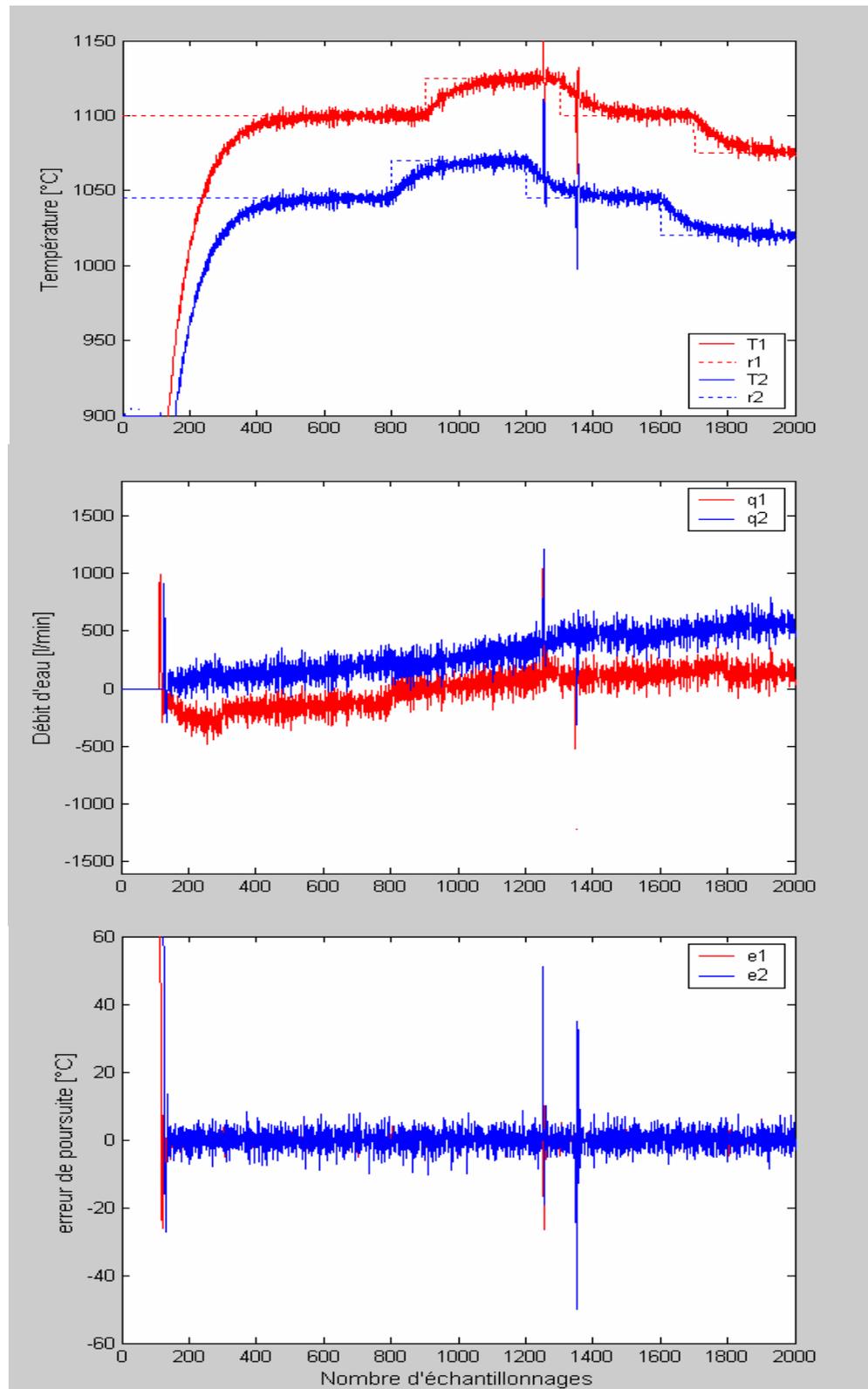


Figure V.25 : Réponse du système par un régulateur de Sugeno à 9 règles selon les variations de $v(t)$, C_{Pi} , C_{Pe} , T_e et l'application du bruit blanc

V.2.5.3. Résultats de simulation :

En examinant les figure de V.7 à V.25, nous remarquons que :

- La commande q_1 s'est saturée en négatif.
- Diminution de l'ordre de la commande comparant avec celui donné par le régulateur PID conventionnel.
- Une bonne poursuite de la référence avec existence de très faibles erreurs de poursuite en régime permanent aux instants de variations paramétriques.
- Plus le nombre de règles augmente plus le régulateur est moins nuisible au bruit blanc.

Par contre, ce qui se passe en régime transitoire est le suivant :

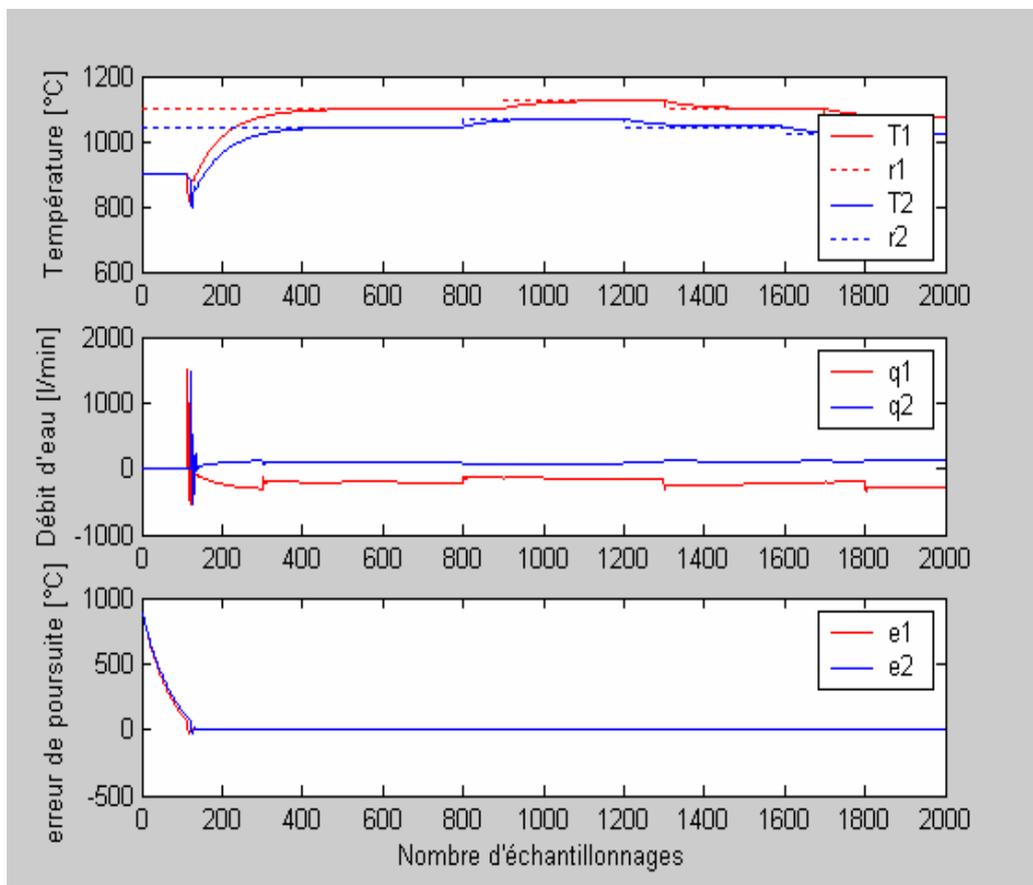


Figure V.26 : Régime transitoire et permanent de la réponse du système par un régulateur de Mamdani à 9 règles selon les variations de $v(t)$, C_{pi} , C_{pe} , T_e

On constate qu'il y a une amélioration concernant le régime transitoire par rapport au cas du PID classique et réduction de l'ordre de la commande par rapport à celui donné par le régulateur PID. La disparition du pic de l'ordre de 10^4 du signal de commande a produit un décalage vers le bas du signal de commande, ce qui justifié le signe négatif de q_1 . Physiquement, un débit négatif correspond à un *réchauffement*.

En pratique, la plage de variation $(-x, +x)$ du signal de commande ou de sortie correspond à l'intervalle du signal électrique $(0, 10 \text{ V})$.

V.3. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons étudié et développé des méthodes de commande basées sur la logique floue appliquée au problème de poursuite du profil thermique de la surface de la brame, ainsi nous nous sommes intéressés au régulateur de Mamdani à 9, 25 et 49 règles, et celui de Sugeno à 9 règles.

Les simulations ont montré l'efficacité des techniques de commande floue. En effet, nous avons constaté que les différents régulateurs conduisent à de *très faibles* oscillations sur les réponses du système aux instants de variations de $v(t)$, par contre les erreurs de poursuite correspondants aux variations de C_{pi} , C_{pe} et T_e sont très minimales, ce qui nous mène à dire que ces commandes sont robustes par rapport à ces variations .

A partir de cette étude, on peut conclure que :

- Les trois premiers régulateurs qui se basent sur le modèle de Mamdani formulés sous forme de règles symboliques à conclusions symboliques, nécessitent une défuzzification qui prend un temps considérable de calcul.
- Le dernier régulateur qui est de type Sugeno formulé sous forme de règles symboliques à conclusions numériques élimine la phase de défuzzification, ce qui nous fait gagner un temps considérable.
- Les performances de la commande dépendent du nombre de règles. Plus le nombre de règles augmente plus les performances s'améliorent. Mise à part, un compromis doit être fait, plus le nombre de règles est important plus le correcteur est lent.
- La variation de la vitesse de coulée continue influence la stabilité de la température de surface, donc sur la qualité du produit.

CHAPITRE VI :**COMMANDE NEURO -FLOUE****VI .1. Introduction :**

Le souci d'améliorer les performances des processus industriels et de réduire les coûts est une raison déterminante pour l'introduction de nouvelles stratégies de réglage dans les techniques d'automatique [SOR01].

Les problèmes principaux dans la conception d'un régulateur flou sont la construction d'une base de règle initiales et en particulier l'optimisation d'une base de règle existante. Bien que la détermination ou le choix des paramètres du régulateur flou présente un sérieux problème dans la pratique, l'introduction des réseaux de neurones artificiels dans la commande a permis de donner une nouvelle dynamique à la logique floue [BOU00] ; [NUR97].

Les réseaux de neurones connaissent depuis quelques années un succès croissant dans divers domaines des sciences de l'ingénieur. De plus, les connotations biologiques du terme « réseaux de neurones » et l'utilisation du terme « d'apprentissage » ont souvent introduit une grande confusion ; elles ont conduit à relier abusivement les réseaux de neurones à l'intelligence artificielle, alors qu'ils sont fondamentalement des outils *statistiques* [RIV04].

Grâce à leur capacité d'apprentissage en utilisant l'algorithme de rétro propagation du gradient, les réseaux de neurones présentent un ensemble d'avantages, ce qui fait en grande partie leur succès. Ceci a permis l'application des réseaux de neurones dans divers domaines tels que la classification, l'optimisation et la commande.

Néanmoins, leurs paramètres sont souvent inexploitable. Contrairement aux réseaux de neurones, la logique floue a pour principal avantage de pouvoir exprimer des connaissances vagues, en introduisant la notion de gradualité dans l'appartenance d'un élément à un sous ensemble flou donné.

Actuellement, on s'intéresse aux possibilités d'associer la commande par logique floue aux réseaux de neurones artificiels afin de tirer profit des capacités d'apprentissage de ces derniers et du raisonnement approché de la logique. Cela permet d'introduire l'autoréglage au régulateur l'adaptabilité [VAN96].

Dans ce qui suit, nous présentons l'architecture du réseau neuro-flou ainsi que l'algorithme de rétro propagation , et faire approcher le modèle flou de Sugeno d'ordre un à un réseau neuro-flou fonctionnant de manière équivalente à un système d'inférence floue.

VI.2. Régulateur par réseaux neuro-flous :

Ce type de réseaux est équivalent à un système d'inférence neuro-floue adaptatif (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System ANFIS) [JAN95]. Il intègre la représentation des connaissances humaines par la logique floue à la capacité d'apprentissage des réseaux de neurones [KIM98].

Le premier type d'utilisation, la plus répandue est représenté par le cas où un système d'inférence flou est mis sous la forme d'un réseau multicouche dans lequel les poids correspondent aux paramètres du système et l'architecture du réseau dépend du type de règles et des méthodes d'inférence, d'agrégation et de défuzzification choisies [MEU95].

VI.2.1. Architecture de ANFIS:

Pour des raisons de simplicité, nous considérons le modèle flou de Sugeno d'ordre un ayant deux entrées x et y , une sortie f et deux règles:

Règle 1 : Si x est A_1 et y est B_1 Alors $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$

Règle 2 : Si x est A_2 et y est B_2 Alors $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

Pour ce type de règles, on fait appel à un réseaux de neurones qui admet pour entrées x et y et dont les deux couches cachées correspondent respectivement au calcul de la valeur des fonctions d'appartenance $A_i, B_i, i = 1, 2$ et à celui de la valeur prise par la conjonction des conditions de chaque règle utilisant un opérateur adéquat. Les fonctions d'appartenance intervenant dans les règles sont considérées comme des paramètres ajustés par l'intermédiaire des poids entrant dans la première couche cachée, les conclusion f_i des règles sont également des paramètres ajustables par l'intermédiaire des poids à la dernière couche [MEU95].

La figure VI.1 illustre le mécanisme de raisonnement du modèle flou de Sugeno. L'architecture ANFIS équivalente correspondante est donnée par la figure VI.2, où les nœuds d'une même couche ont des fonctions similaires, comme décrit ci-dessous [JAN95], [VIE04].

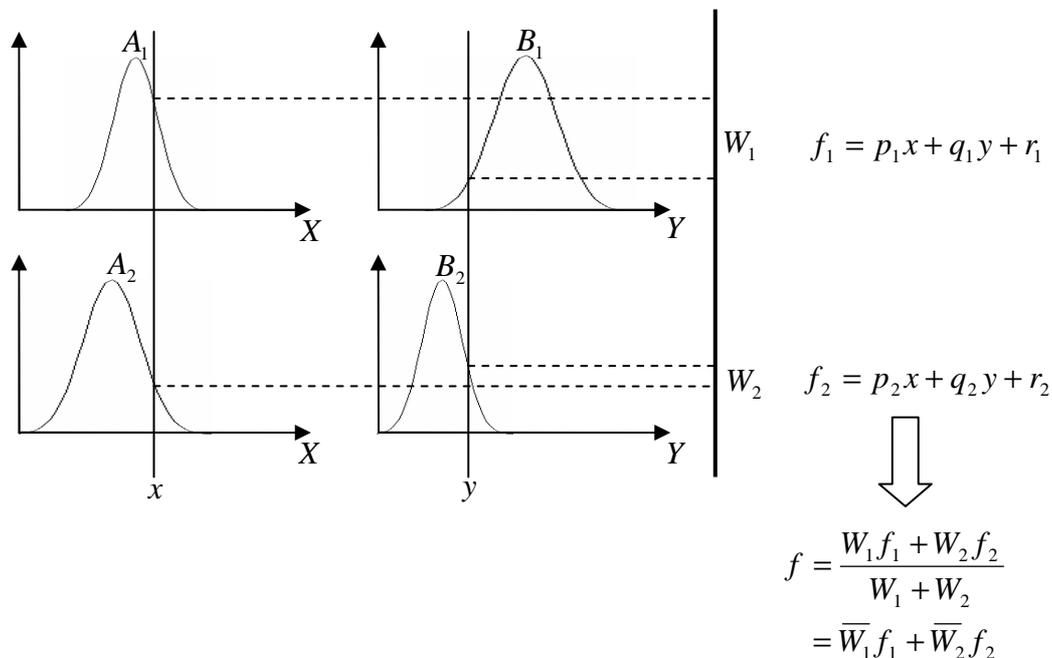


Figure VI.1 : Modèle flou de Sugeno d'ordre un à deux entrées

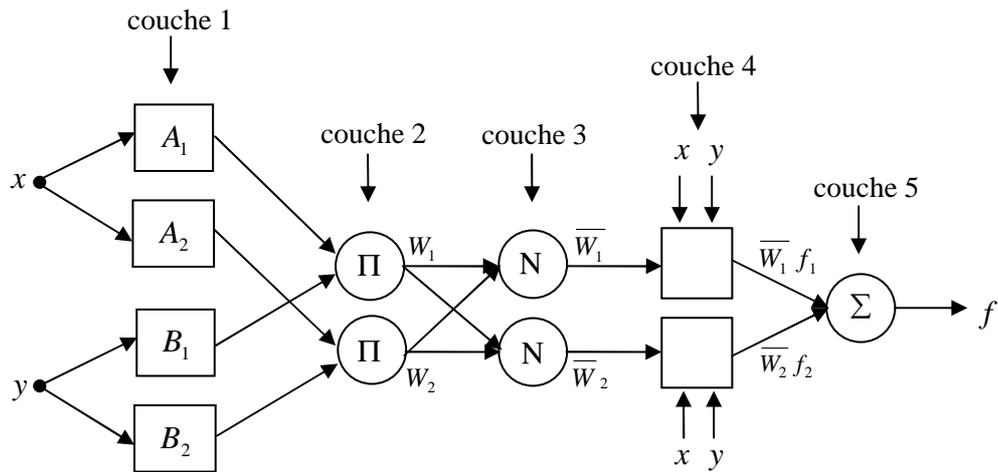


Figure VI.2 : Architecture de ANFIS équivalent au modèle flou de Sugeno d'ordre un à deux entrées et deux règles

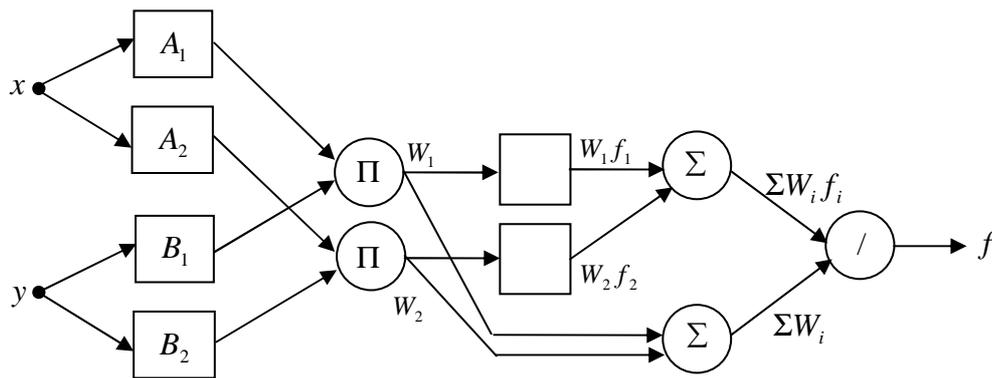


Figure VI.3 : Autre architecture de ANFIS pour le modèle flou de Sugeno à deux entrées et deux règles

▪ *Couche1:*

Dénotons le nœud de sortie i dans la couche l par $O_{l,i}$.

Chaque nœud de cette couche est un nœud adaptatif avec un nœud de sortie défini par :

$$\begin{aligned}
 O_{1,i} &= \mu_{A_i}(x), & i=1,2 & \text{ ou} \\
 O_{1,i} &= \mu_{B_{i-2}}(y), & i=3,4 & \\
 \end{aligned}
 \tag{VI.1}$$

Où x (ou y) est l'entrée du nœud et A_i (ou B_{i-2}) est l'ensemble flou associé à ce nœud. Autrement dit, les sortie ce cette couche sont les degrés d'appartenance des prémisses (x et y). Les fonctions d'appartenance choisies pour A_i et B_i sont de type gaussien :

$$\mu_{A_i}(x) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c_i}{b_i}\right)^2\right] \quad (\text{VI.2})$$

Où c_i désigne le centre de la fonction et b_i sa variance.

▪ *Couche 2:*

Tout nœud de cette couche est un nœud fixe étiqueté Π , qui multiplie les signaux qui arrivent et fait sortir leur produit. Par exemple :

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y), \quad i = 1, 2 \quad (\text{VI.3})$$

▪ *Couche 3:*

Tout nœud de cette couche est un nœud fixe étiqueté N . Le $i^{\text{ème}}$ nœud calcule ce rapport :

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2 \quad (\text{VI.4})$$

▪ *Couche 4:*

Chaque nœud i de cette couche est un nœud adaptatif, sa fonction est :

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (\text{VI.5})$$

où \bar{w}_i est la sortie de la couche 3 et $\{p_i, q_i, r_i\}$ est l'ensemble des paramètres.

Les paramètres de cette couche sont les paramètres de la conséquence des règles.

▪ *Couche 5:*

Le seul nœud dans cette couche est un nœud fixe étiqueté Σ , qui calcule la sortie globale comme sommation de tous les signaux qui arrivent :

$$O_{5,i} = \text{sortie globale} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (\text{VI.6})$$

Donc, nous avons construit un réseau adaptatif qui a exactement la même fonction qu'un modèle flou de Sugeno. Notons que la structure de ce réseau adaptatif n'est pas unique, nous pouvons facilement combiner les couches 3 et 4 pour obtenir un réseau équivalent avec seulement 4 couches. Nous pouvons jouer sur la normalisation du poids dans la dernière couche ; la figure VI.3 illustre un ANFIS de ce type.

Dans notre application, nous avons opté pour un modèle de Sugeno d'ordre un à neuf règles, les entrées étant toujours l'erreur et sa variation ayant chacune trois fonctions d'appartenance de type gaussien à trois classes (négative, zéro, positive), comme le montre la figure VI.4 [JAN95] ;[KAY99]:

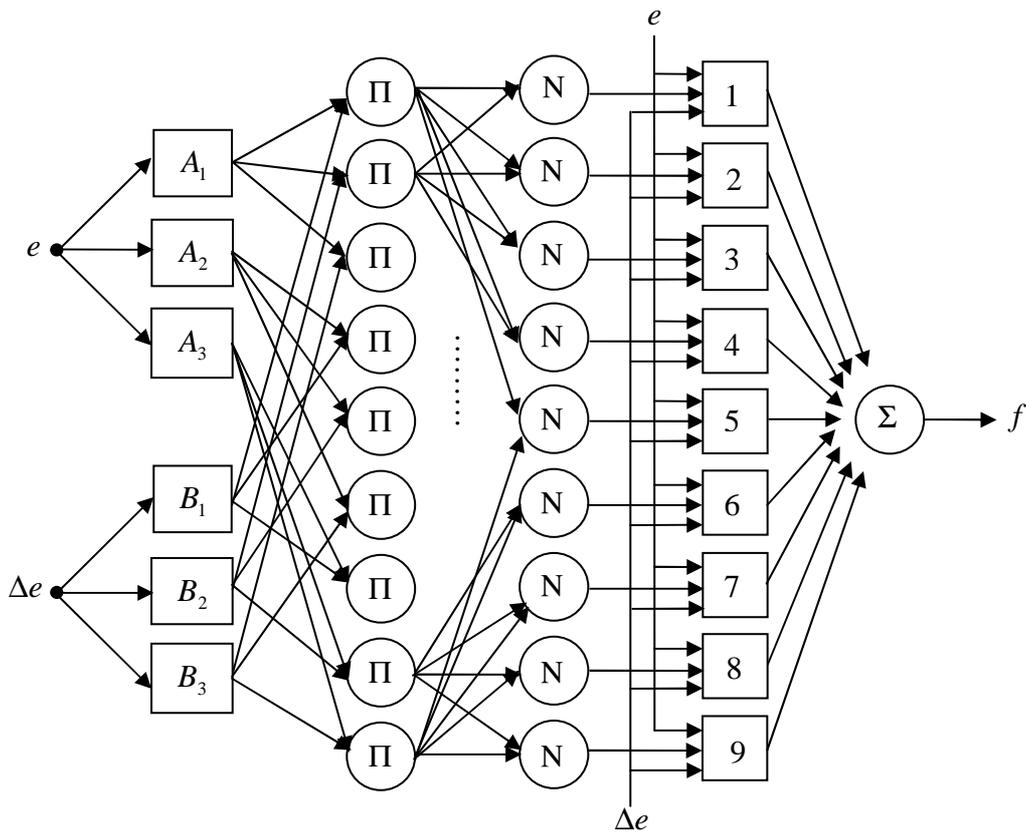


Figure VI.4 : Architecture du régulateur neuro-flou à neuf règles

VI.2.2. Algorithme de rétro propagation :

Les paramètres du régulateur sont déterminés de façon à ce que le critère J soit minimisé [ZHA01].

$$J = \frac{1}{2} e(k)^2$$

(VI.7)

où $e(k) = y_d(k) - y(k)$

$y(k)$: sortie du système et $y_d(k)$: sortie désirée.

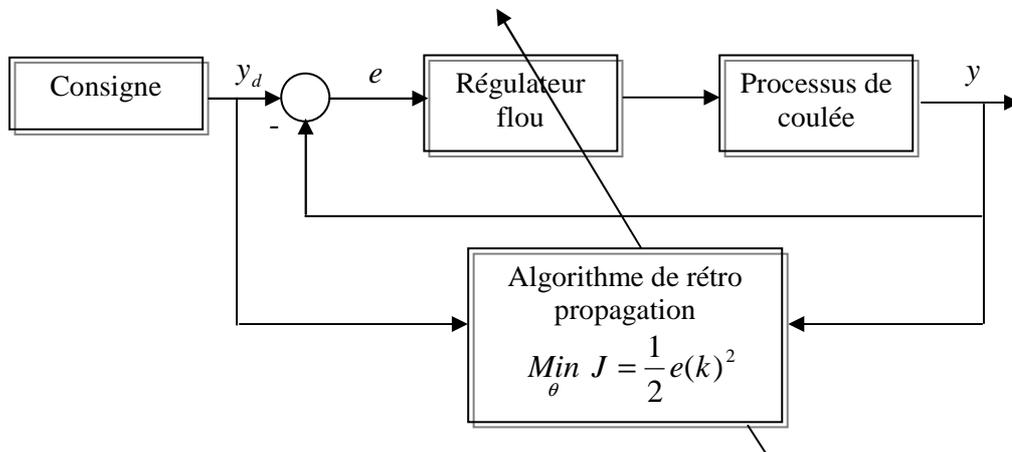


Figure VI.5 : Procédure d'apprentissage d'un réseau neuro-flou

L'ajustement des paramètres du régulateur se fait par la relation suivante :

$$\theta(k+1) = \theta(k) - \eta \left[\frac{\partial J}{\partial \theta} \right]_k \quad (\text{VI.8})$$

où η est le gain d'adaptation

$$\frac{\partial J}{\partial \theta} = \frac{\partial J}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial \theta} \quad (\text{VI.9})$$

Les paramètres à adapter sont :

$$\theta = [Ke, Kde, p, q, r]^T \quad (\text{VI.10})$$

Avec Ke, Kde sont les gains de normalisation de l'erreur et de sa variation

$$Ke_i(k+1) = Ke_i(k) - \eta \frac{\partial J}{\partial Ke_i}, \quad i = 1, 2 \quad (\text{VI.11})$$

$$Kde_i(k+1) = Kde_i(k) - \eta \frac{\partial J}{\partial Kde_i}, \quad i = 1, 2 \quad (\text{VI.12})$$

$$p_v(k+1) = p_v(k) - \eta \frac{\partial J}{\partial p_v}, \quad v = m = n^2 \quad (\text{VI.13})$$

$$q_v(k+1) = q_v(k) - \eta \frac{\partial J}{\partial q_v}, \quad v = m = n^2 \quad (\text{VI.14})$$

$$r_v(k+1) = r_v(k) - \eta \frac{\partial J}{\partial r_v}, \quad v = m = n^2 \quad (\text{VI.15})$$

Avec : $n = 3$ nombre de fonctions d'appartenance pour chaque entrée du régulateur.

$m = 9$ nombre de règles floues.

- *Base de règles :*

Les valeurs initiales des paramètres des conclusions des règles sont prises comme suit :

N° règle	e_n	Δe_n	p_1	q_1	r_1	p_2	q_2	r_2
1	N	N	0.5	0.5	0	0.5	0.5	0
2	N	Z	0.1	0.1	0	0.1	0.1	0
3	N	P	0	0	0	0	0	0
4	Z	N	0	0	0	0	0	0
5	Z	Z	0.8	0.8	0	0.7	0.7	0
6	Z	P	0	0	0	0	0	0
7	P	N	0	0	0	0	0	0
8	P	Z	0	0	0	0	0	0
9	P	P	0.1	0.1	0	0.1	0.1	0

- *Gains de normalisation :*

Les valeurs initiales des gains de normalisation sont :

$$Ke_1 = 0.028 \quad ; \quad Ke_2 = 0.033$$

$$Kde_1 = 0.033 \quad ; \quad Kde_2 = 0.040$$

- *Gains des commandes :*

$$K_1 = 440 \quad ; \quad K_2 = 355 \quad \text{pour } U_1$$

$$K_1 = 430 \quad ; \quad K_2 = 350 \quad \text{pour } U_2$$

Les simulations suivantes sont obtenues pour un gain d'adaptation $\eta = 0.001$

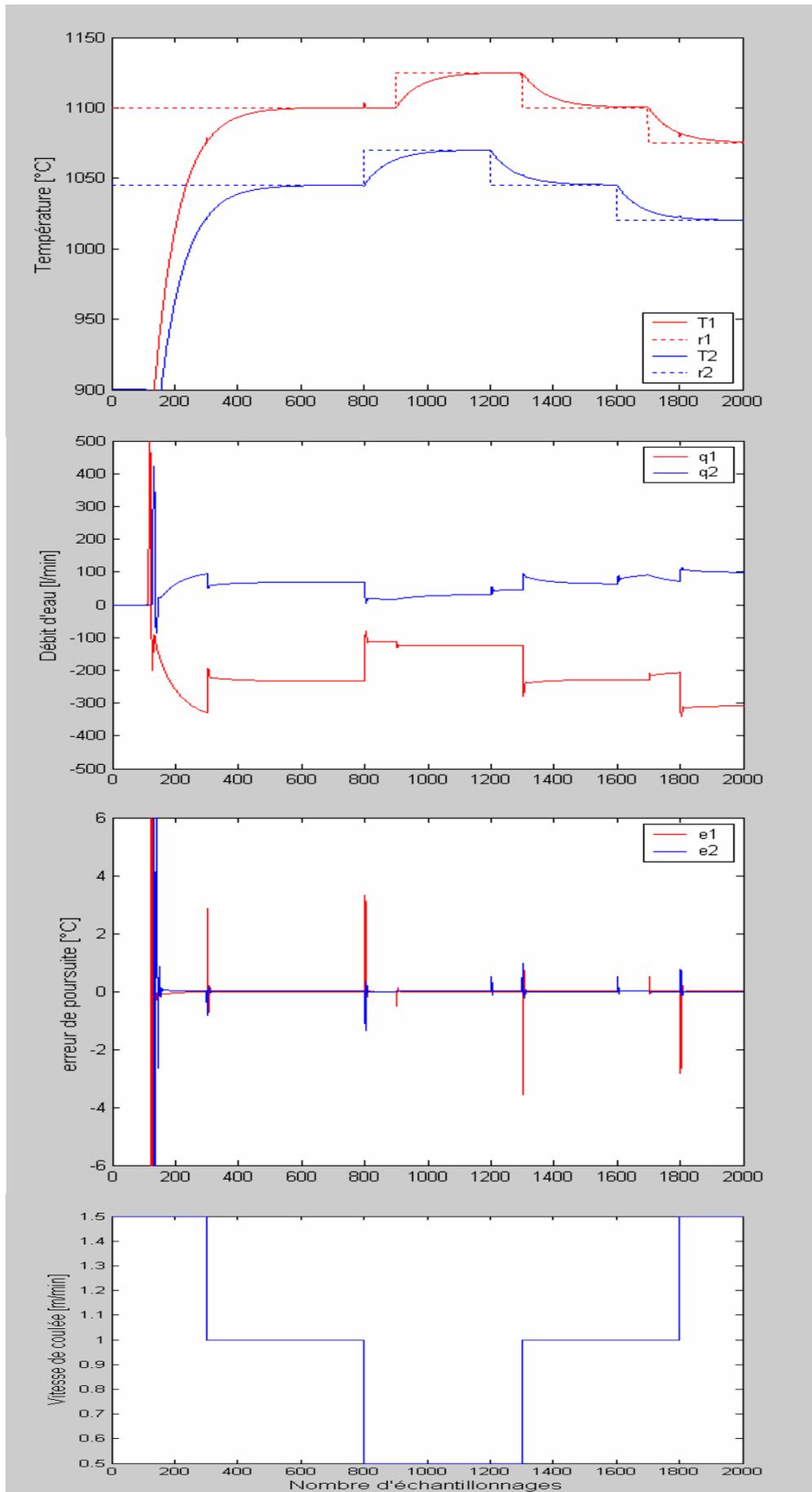


Figure VI.6 : Réponse du système par un régulateur neuro flou selon les variations de la vitesse de coulée $v(t)$

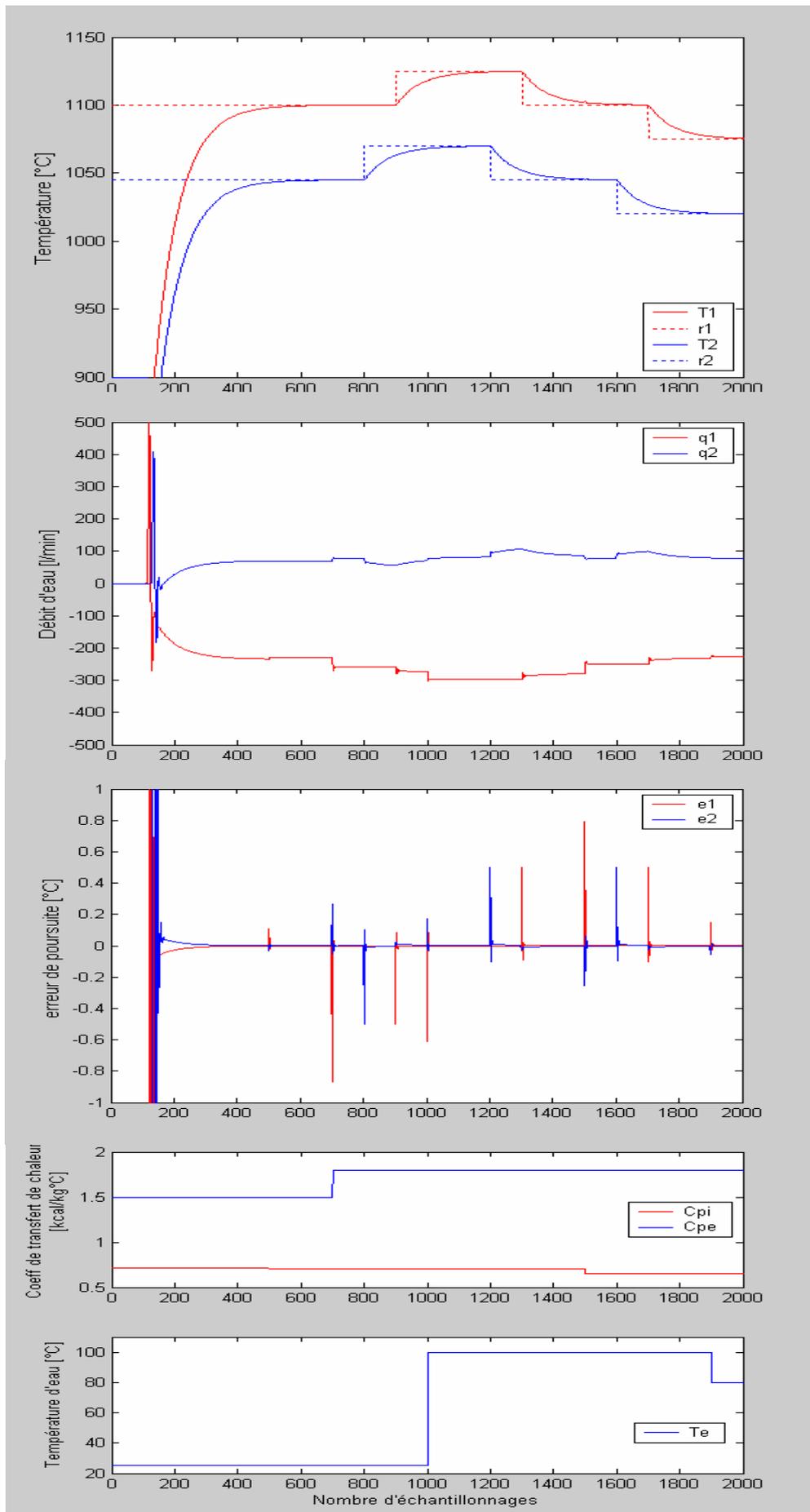


Figure VI.7 : Réponse du système par un régulateur neuro flou selon les variations de C_{pi} , C_{pe} et T_e

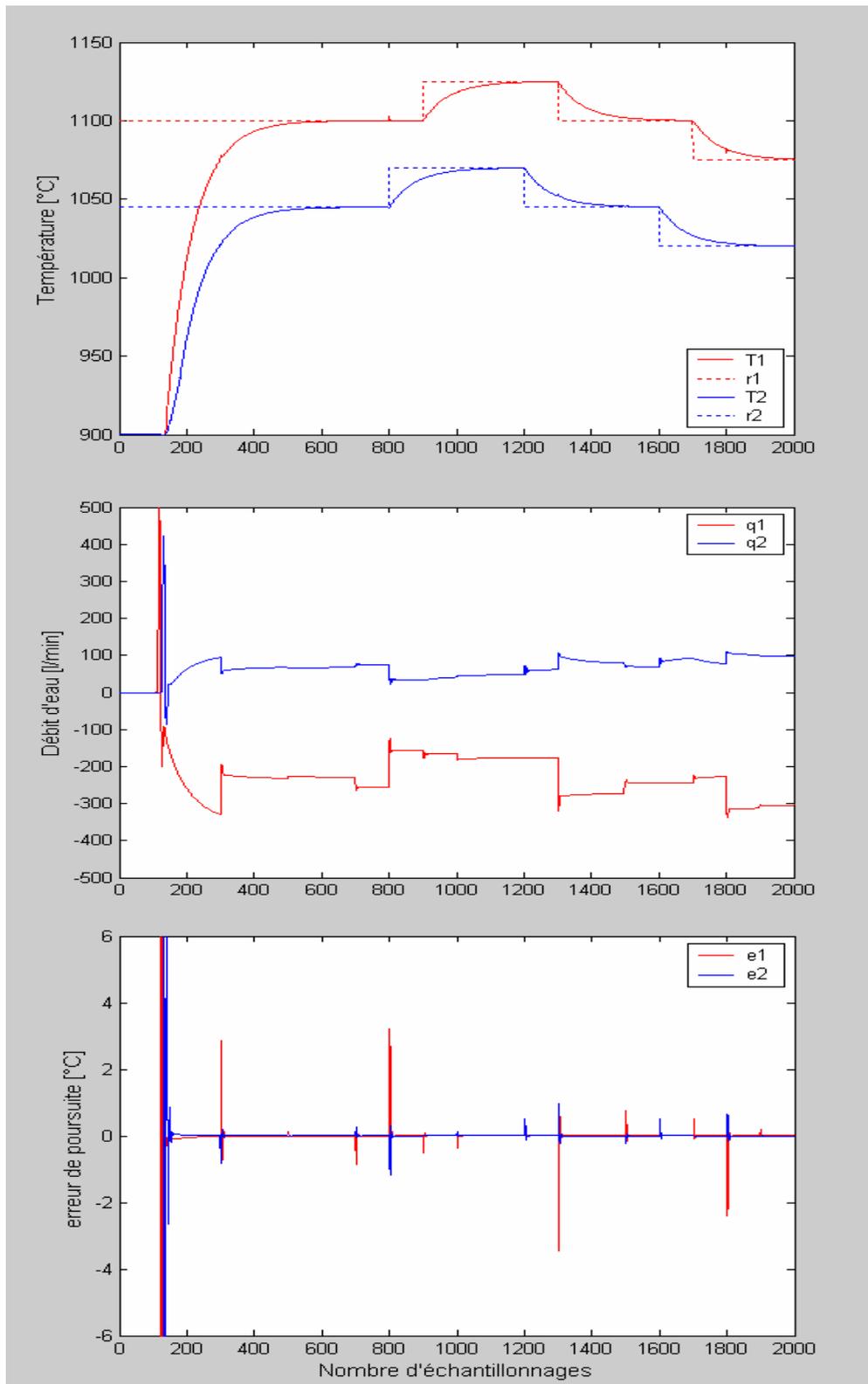


Figure VI.8 : Réponse du système par un régulateur neuro-flou selon les variations de $v(t)$, C_{Pi} , C_{Pe} et T_e

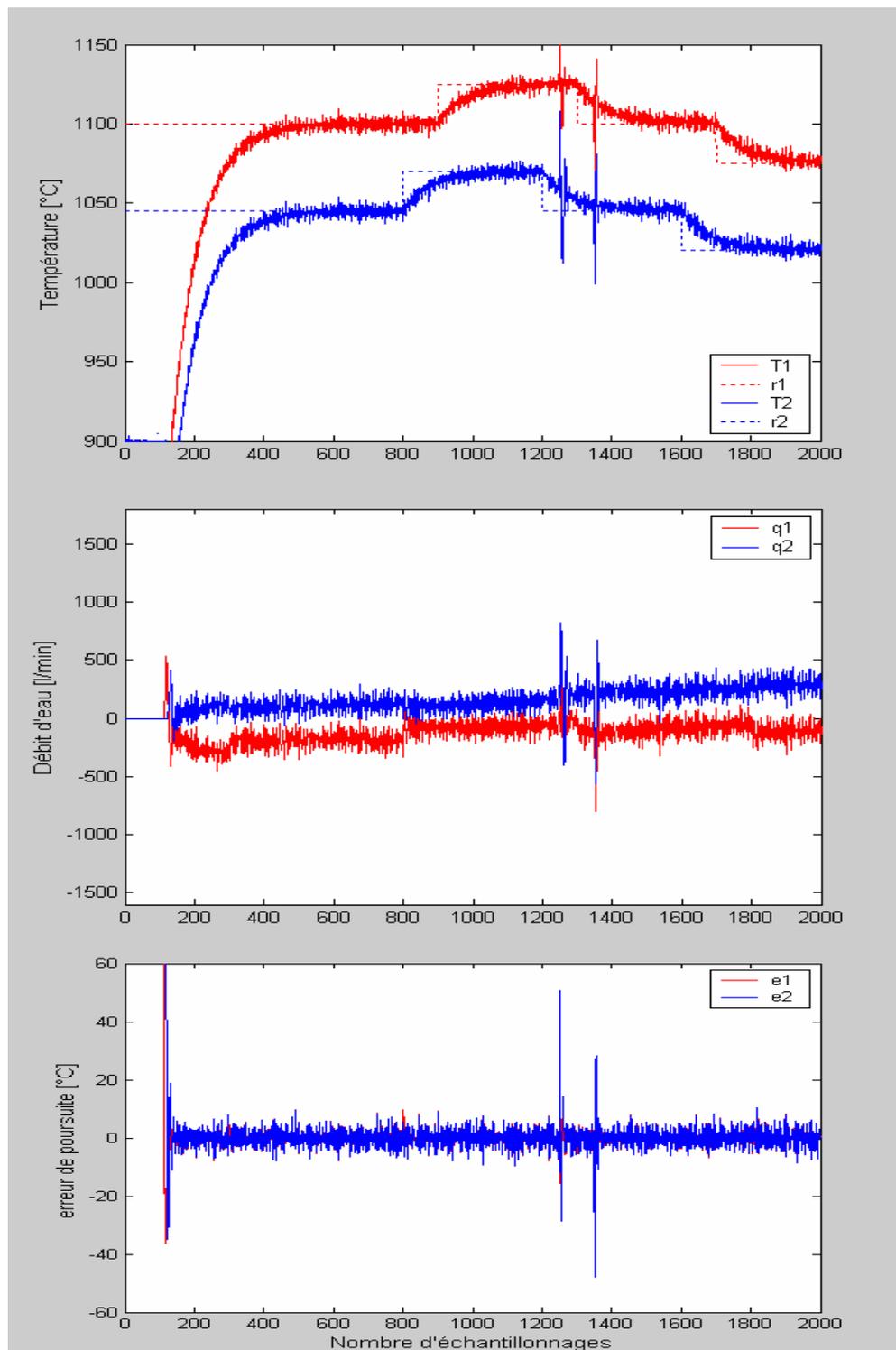


Figure VI.9 : Réponse du système par un régulateur neuro-floue selon les variations de $v(t)$, C_{Pi} , C_{Pe} , T_e et l'application du bruit blanc

VI.2.3. Résultats de simulation :

D'après les simulations, nous constatons un bon suivi de la consigne avec de très faibles erreurs (en régime permanent) aux instants de variations de la vitesse de coulée, par contre les variations de C_{pi} , C_{pe} , T_e n'influencent pas sur la stabilité de la température, ce qui prouve la robustesse de la commande neuro-floue.

Les performances prouvées par l'algorithme de rétro propagation démontrent la capacité de réduire l'effet du bruit blanc sur le signal de commande, et les gains des commandes sont réduits par rapport à ceux de la commande floue.

Nous avons remarqué lors des simulations que le temps de calcul de la commande est faible, ce qui est l'avantage de cette technique.

VI.2.4. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons étudié l'approche combinée pour la conception du régulateur flou de Sugeno, incluant les techniques des ensembles flous et réseaux de neurones. Les ensembles flous avec leurs propriétés de représentation des connaissances, sont utilisés dans la construction d'interface d'entrée du régulateur. Les réseaux de neurones sont principalement appliqués à la partie calculable (inférence) du régulateur [PED93]. Pour l'ajustement des paramètres du régulateur de Sugeno, nous nous sommes intéressés à l'algorithme de rétro propagation, le critère choisi étant le critère quadratique de l'erreur de poursuite afin d'augmenter la précision.

Comparaison des commandes appliquées :

Le tableau suivant donne les avantages et les inconvénients des commandes appliquées :

	PID	Cde floue	Cde neuro-floue
Avantages	<ul style="list-style-type: none"> - Structure simple - Plus utilisé en industrie 	<ul style="list-style-type: none"> - Formaliser et simuler l'expertise d'un opérateur dans la conduite et le réglage d'un procédé. - Donner une réponse simple pour les procédés dont la modélisation est difficile. - Approche ne nécessite pas la connaissance exacte du modèle mathématique du système. - Accomplir les actions de la commande du système non linéaire. - Simplicité de l'implantation et de compréhension. 	<ul style="list-style-type: none"> - Capacité d'approximation n'importe quelle fonction non linéaire. - Tolérance par rapport aux fautes. - Amélioration des performances en ajustant les paramètres du régulateur. - Temps de calcul réduit

	PID	Cde floue	Cde neuro-floue
Inconvénients	<ul style="list-style-type: none"> - N'est pas adapter généralement à des processus non linéaires - Limite leur utilisation à des systèmes simples 	<ul style="list-style-type: none"> - Manque de directive précise pour la conception d'un régulateur d'ou la notion floue - Impossible de démontrer la stabilité du circuit de réglage en toute généralité (en absence d'un modèle valable) - Les connaissances d'un opérateur sont en générale incomplète que systématique. 	<ul style="list-style-type: none"> - Représentation complexe - Protocole du choix de l'architecture optimale nécessite beaucoup de temps

Tableau VI.2 : Avantages et inconvénients des commandes appliquées

Conclusion générale et perspectives

Le processus de coulée continue aboutit à la formation des rives d'acier obtenues par le passage de l'acier liquide à travers plusieurs zones de refroidissement. Dans cette phase, l'acier en fusion est versé dans la lingotière, refroidie par l'eau et transféré à travers des zones de refroidissement à une vitesse de coulée constante et à un débit constant. La qualité finale de la rive solidifiée dépend du transfert thermique dans les différentes zones de refroidissement secondaire, c'est donc nécessaire de contrôler ce refroidissement.

Dans ce travail, nous avons étudié l'application de l'approche conventionnelle du PID et les commandes proposées floue et neuro-floue pour le contrôle du refroidissement secondaire afin d'assurer le suivi du profil thermique de la surface de la brame. L'espace de travail étant discret avec un pas d'échantillonnage suffisant pour pouvoir reconstituer le système discret.

L'utilisation conjointe des méthodes neuronales et floues a permis de tirer avantage des qualités de l'une et de l'autre, principalement, les capacités d'apprentissage des premières et la lisibilité et la souplesse des éléments manipulés par les secondes, ces méthodes sont opérationnelles directement et ne nécessitent pas des connaissances a priori sur le système.

Pour les mêmes variations des coefficients de la chaleur et la vitesse de coulée, les performances en boucle fermée du PID classique et les régulateurs flou et neuro-flou sont différentes. En effet, les résultats de simulation obtenus par les deux méthodes citées auparavant ont montré que les changements en températures de surface (présence des oscillations) sont plus petits que ceux obtenus par l'approche classique qui a donné une erreur de poursuite importante.

La présence des oscillations sur les réponses est due principalement à la variation de la vitesse de coulée (augmentation ou diminution de 50% de sa valeur), par contre en pratique, la vitesse est limitée à 0.3m/min, cette valeur n'influence pas la stabilité de la température de surface.

Les techniques de commandes proposées ont prouvé leur efficacité à travers les performances enregistrées tout au long des simulations numériques effectuées sur le processus. Cette efficacité se traduit par de faibles erreurs de poursuite et par bornitude des commandes.

En effet, le régulateur flou de type Mamdani a donné de faibles erreurs de poursuite en régime permanent avec un temps de calcul très long à cause de l'étape de défuzzification. Par contre le régulateur flou de type Sugeno élimine cette étape, ce qui nous fait alléger l'algorithme de commande et donc réduire le temps de calcul.

Le régulateur neuro-flou est important non seulement parce qu'il élimine l'étape de défuzzification, qui est l'étape la plus coûteuse en terme de temps de calcul, mais de plus il a bénéficié d'un algorithme d'apprentissage développé avant la mise en œuvre d'un tel régulateur. Ce régulateur a donné de très faibles erreurs de poursuite avec un temps de calcul très court.

Lors de l'élaboration de ce travail, nous avons pris conscience d'une autre perspective qui pourrait être plus fructueuse, c'est l'utilisation des algorithmes génétiques pour la détermination des valeurs initiales des paramètres du régulateur à ajuster qui exigent beaucoup de temps en les cherchant par tâtonnement. Effectivement, chaque paramètre peut être considéré comme étant un individu d'une population et moyennant un critère de minimisation à trouver, ce qui permet d'aboutir d'une génération à une autre à des valeurs adéquates.

Ce travail peut être un point de départ pour une application réelle des deux techniques proposées. Des améliorations pourront être amenées en utilisant d'autres algorithmes d'apprentissage et d'autres critères à minimiser.

ANNEXE 1

I. Différents types de machines de coulée continue d'acier :

On distingue machines traditionnelles et machines non traditionnelles :

Les *machines traditionnelles* sont les machines verticales ou courbes, ces dernières représentant l'immense majorité des machines existant actuellement.

Ces machines ont pour origine la *coulée continue verticale* où le produit est coulé, solidifié, extrait et découpé à la verticale, avant d'être incliné pour son évacuation. L'inconvénient majeur de ce type de machine est sa hauteur excessive lorsque l'on cherche à obtenir des productions élevées, inconvénient aggravé lorsque le laminoir réclame des demi-produits de grande longueur.

Dans un premier temps, pour diminuer cette hauteur, on a cherché à courber le produit après solidification et extraction de façon à effectuer la courbe et l'évacuation à l'horizontale : c'est la **machine verticale contrée** (pratiquement disparue de nos jours). Puis, toujours dans le même souci de gagner de la hauteur, on est passé à la machine où la courbure est donnée dès la lingotière, grâce à la forme de celle-ci ; c'est la **machine courbe** (la plus répandue), où un dispositif de décintrage est associé à la machine d'extraction. Puis, dans le but de réduire les efforts de décintrage, on a remplacé le rayon de courbure unique par plusieurs rayons, de plus en plus grands, se raccordant de façon continue : c'est la **machine courbe de rayons multiples**. Parfois, dans un souci de qualité, la lingotière est droite et la courbure ne commence qu'à environ 1,5 m au-dessous de celle-ci, alors que le cœur du produit est encore liquide ; c'est la **machine courbe à lingotière droite**.

Les *machines non traditionnelles* comprennent les machines horizontales (billettes), la grande roue (billettes) et les machines pour la coulée des brames minces et très minces (coulée entre bandes, coulée entre cylindres) [FAR89].

II. Description et fonction des différents organes de la machine de coulée continue :

II.1. POCHE DE COULEE :

Le métal liquide est amené à la coulée continue dans une poche de coulée, récipient d'une forme légèrement tronconique garni de réfractaire, dont la capacité peut aller de 10 t (machine de billette à 1 ligne) à 350 t (machine à brame à 2 lignes). La coulée de la poche vers le répartiteur se fait toujours par l'intermédiaire d'une busette située au fond de la poche, busette souvent prolongée par un tube protecteur en réfractaire, plongeant dans le répartiteur.

La température du métal liquide jouant un rôle fondamental dans la coulée continue, il importe de minimiser et de maîtriser le refroidissement du métal liquide : chauffage de la poche (lorsque l'intervalle d'utilisation est trop important), utilisation d'un couvercle pendant le transport et la coulée, suivi de l'état thermique de la poche [FAR89].

II.2. REPARTITEUR

Fonction :

Les fonctions essentielles du répartir sont :

- Constituer un tampon entre la poche et la lingotière, destiné à alimenter d'une façon régulière la machine en acier liquide, cette régularité est obtenue en maintenant un niveau de métal constatant dans le répartiteur ;
- Dans le cas d'une machine à plusieurs lignes, alimenter séparément chacune des lignes ;
- Dans le cas de la coulée séquentielle, constituer une réserve de métal suffisante pour permettre le remplacement d'une poche par une autre sans arrêter la coulée et sans entraîner de laitier ;
- Favoriser la flottation des inclusions (temps de séjour, chicanes) ;
- Plus récemment, assurer d'autres fonctions thermiques et métallurgiques non encore généralisées telles que : maintien de la température, addition de poudre de protection et de Si-Ca.

Description :

Répartiteur : Il est constitué d'une cuve métallique garnie de réfractaire dont le fond comporte autant de busettes que de lignes à alimenter. Le répartiteur est généralement muni d'un couvercle (sauf pour les machines à billettes).

La hauteur du bain dans le répartiteur doit être suffisamment importante (de l'ordre de 800 à 1100 mm pour une machine à brames); la distance entre le jet d'arrivée et les busettes ne doit pas être trop faible (au moins de 2 m pour une machine à brames) et comporter des chicanes ; la capacité du répartiteur doit être suffisante pour permettre la coulée séquentielle (exemple répartiteur de 50 à 75 t de capacité pour des machines à brames à 2 lignes).

Busettes : Ce sont des tubes en réfractaire destinés à canaliser le passage du métal du répartiteur dans la lingotière. Elles sont de 2 types :

- **Busette immergée :** la busette est suffisamment longue pour plonger dans la lingotière de façon à éviter tout contact du jet avec l'atmosphère. Le métal liquide est ainsi totalement protégé contre l'oxydation. La busette immergée ne peut être utilisée que pour des sections d'au moins 120×120 mm.
- **Busette ouverte :** le jet entre la sortie du répartiteur et l'entrée de la lingotière est à l'air libre. Ce type de busette est moins coûteux, mais n'assure pas la protection du jet. Il n'est plus utilisé que pour la coulée.

II.3. SUPPORT DE REPARTITEUR

Fonction :

Les fonctions à remplir sont essentiellement les suivantes :

- supporter le répartiteur pendant toute la période de coulée en lingotière
- permettre la translation du répartiteur après coulée
- assurer un mouvement de levage (busette immergée)
- assurer par un réglage transversal, un bon centrage de la busette
- peser le répartiteur (régulation de niveau dans le répartiteur)

Description:

On distingue deux types principaux de support de répartiteur : le pivoté et le chariot porte-répartiteur. Ce dernier est, de loin, le plus couramment utilisé.

Il convient d'avoir deux chariots porte-répartiteur distincts et indépendants de façon à en avoir toujours un de disponible à proximité. Cette disposition est obligatoire lorsque l'on veut couler de très longues séquences, avec changement rapide de répartiteur pendant la séquence (changement de répartiteur dit *à la volée*).

II.4. LINGOTIERE DE COULEE CONTINUE**Fonction :**

- Recevoir le métal liquide et le refroidir suffisamment pour permettre la formation d'une croûte solidifiée uniforme et résistante ;
- Donner à l'enveloppe solidifiée les dimensions correspondant aux dimensions finales désirées du produit ;
- De plus, c'est dans la lingotière, sur le ménisque, qu'est ajouté le lubrifiant destiné à faciliter le glissement entre métal liquide et lingotière : huile de colza ou poudre.

La lingotière est le seul organe de la machine directement en contact avec l'acier liquide ; elle est donc soumise à des contraintes sévères.

Description:

D'une façon générale, une lingotière est constituée d'une enveloppe de cuivre dont les dimensions intérieures correspondent, à la contraction du métal pris, à celles de la section à couler. Cette enveloppe est fixée à un caisson métallique lui-même fixé directement sur la table d'oscillation de la lingotière. Entre la face extérieure de l'enveloppe de cuivre et le caisson circule l'eau de refroidissement dans de petits canaux aménagés à cet effet. Les lingotières sont toujours coniques (conicité vers le bas) pour accompagner la contraction de la croûte solidifiée. Elles peuvent être droites ou courbes suivant le type de machine.

II.5. DISPOSITIF DE PIED DE LINGOTIERE**Fonction :**

A la sortie de la lingotière, l'épaisseur solidifiée est encore faible, et il est nécessaire d'avoir, dans l'intervalle qui sépare le bas de la lingotière du premier segment de soutien, un dispositif permettant de s'opposer à la pression ferrostatique.

Ce même dispositif a une autre fonction importante : guider la tête du mannequin dans la lingotière lors du réarmement de la machine.

Il importe que ce dispositif n'empêche pas le refroidissement intensif par arrosage dans cette zone, absolument nécessaire pour hâter la solidification.

Description :

Les trois systèmes utilisés sont :

- système à rouleaux : généralement une paire de rouleaux (segmentés dans le cas de brames) ; c'est le système le plus utilisé ;
- système à peigne : constitué de deux plaques en fonte dentelées, utilisé parfois pour les brames ;
- système à plaques : constitué de deux plaques de cuivre prolongeant la lingotière et percées de trous pour permettre l'arrosage (peu utilisé).

II.6. SOUTIEN ET GUIDAGE DU PRODUIT

Fonction :

A la sortie de la lingotière, après le dispositif de pied de lingotière, le produit, dont l'épaisseur solidifiée ne dépasse pas 8 à 15 mm, passe par un ensemble mécanique destiné à le supporter et à le guider jusqu'à son entrée dans le dispositif d'extraction. Lors de son passage dans cet ensemble, le produit est soumis à un arrosage par eau destiné à le refroidir (refroidissement secondaire).

Description :

Dans une machine à brame, l'ensemble de soutien et de guidage est composé d'un premier segment suivi d'une succession de segments jusqu'aux cages d'extraction. Le premier segment est situé à la sortie de la lingotière, après le dispositif de pied de la lingotière. Les segments suivants sont toujours composés de rouleaux. Pour éviter les déformations, les rouleaux sont refroidis soit par arrosage, soit par circulation interne d'eau.

II.7. DISPOSITIF D'EXTRACTION

Fonction :

- introduire le mannequin,
- entraîner le produit pendant la coulée, d'abord par serrage sur le mannequin, puis par serrage direct sur le produit,
- décintre le produit (sur les machines courbes),
- en outre, pour les machines à brames où l'extraction se fait à cœur liquide, assurer le supportage de la brame.

Aux objectifs purement fonctionnels, il faut ajouter d'autres impératifs : permettre un changement d'épaisseur, protéger les rouleaux contre les surcharges accidentelles.

Description :

Le dispositif d'extraction est composé d'un certain nombre de paires de rouleaux, certains motorisés, portés par des cages. L'extraction s'obtient par une double action : application sur les rouleaux moteurs d'une force suffisante (par vérins) pour vaincre le glissement du produit et rotation des moteurs pour assurer l'entraînement de celui-ci. Pour les machines courbes, le dispositif d'extraction est combiné à celui du décintrage. Quoique les principes soient les mêmes, la conception des dispositifs d'extraction des brames et des billettes est différente.

II.8. REFROIDISSEMENT SECONDAIRE

Fonction :

Le rôle du refroidissement secondaire est de refroidir le produit par aspersion d'eau, depuis sa sortie de la lingotière jusqu'à son entrée dans les cages d'extraction. Ce refroidissement est nécessaire :

- pour éviter un réchauffement de la peau pouvant conduire à des percées,
- pour accélérer la solidification de façon à permettre des vitesses de coulée plus grandes et des longueurs métallurgiques plus petites,
- pour refroidir les rouleaux situés dans cette zone.

Description :

La mise en œuvre du refroidissement secondaire doit tenir compte des facteurs suivants :

- à la sortie de la lingotière, le refroidissement doit être plus énergique que dans les zones inférieures ;
- les débits doivent pouvoir être ajustés aux conditions de la coulée (nuances d'acier, vitesse de coulée), sans oublier les phases transitoires ;
- pour les machines à brames courbes, la face extérieure doit être arrosée plus abondamment que la face intérieure (l'eau envoyée ruisselle sur la face intérieure et non sur la face extérieure) ;
- les angles sont plus sensibles que les faces au refroidissement brutal ;
- le refroidissement doit être plus uniforme possible ;
- le refroidissement doit être le plus fiable possible.

Pour y arriver, deux notions sont fondamentales : la division du refroidissement secondaire en zones d'arrosage et la conception des pulvérisateurs.

Zones d'arrosages : l'arrosage secondaire est divisé en zones géométriques, chaque zone étant caractérisée par une géométrie d'arrosage et une plaque de débit. On a ainsi 2 à 4 zones pour une machine à billettes et jusqu'à 10 zones pour une machine à brames. Pour chaque zone, le débit doit être réglable, soit par des moyens simples (vannes manuelles), soit par des moyens plus élaborés (commandes à distances, régulation, automatisme).

II.9. MANNEQUIN

Fonction :

Le mannequin a pour fonctions :

- de pourvoir la lingotière d'un fond provisoire en début de coulée et de rendre l'extraction possible en figeant et en entraînant le premier métal,
- d'amener le produit jusqu'à la cage d'extraction.

Description :

Le mannequin proprement dit est généralement composé de trois parties :

- le **corps** du mannequin dont la longueur est à peu près égale à la distance entre la lingotière et les premiers rouleaux d'extraction de la machine ; dans les machines verticales, le corps du mannequin est rigide ; dans les machines courbes, il est généralement constitué d'éléments articulés ou d'une tôle flexible renforcée, de façon à suivre la courbure de la machine ;
- la **tête** du mannequin, fixée sur le corps, et qui comporte une pièce consommable ou non, permettant de fixer le premier métal figé ;
- le **piéd** du mannequin où, pour certaines machines à brames et blooms, est fixé le câble du treuil du dispositif de stockage du mannequin.

II.10. DECOUPAGE DU PRODUIT

Fonction :

Le dispositif de découpage, situé à la sortie des cages d'extraction, a pour fonction :

- de découper un premier tronçon pour rebut,
- de découper le produit, qui avance de façon continue, en tronçons de longueur voulue,
- de découper la tête du produit.

Description :

Le dispositif de découpage le plus répandu est l'**oxycoupage** toujours employé pour les brames et les blooms, et de plus en plus fréquemment pour les machines à billettes.

Les **cisailles** sont encore souvent adoptées dans les installations de coulée de billettes à cause de la simplicité de leur mise en œuvre et de l'absence de perte de métal lors du découpage. Néanmoins la billette est souvent déformée à l'endroit de la coupe, ce qui peut être gênant au laminoir.

II.11. EVACUATION DU PRODUIT

Fonction :

Le dispositif a deux fonctions :

- soutenir le produit et participer à son avancement depuis sa sortie de la dernière cage d'extraction jusqu'à son entrée dans l'oxycoupage ou le cisailage (évacuation primaire) ;
- soutenir et entraîner le produit coupé à longueur à sa sortie de l'oxycoupage ou du cisailage jusqu'à la butée de fin de ligne (évacuation secondaire) ; dès la fin de la coupe, le produit est avancé à grande vitesse (15 à 20 m/min) pour permettre son stockage en bout de ligne et son enlèvement sans que le temps de stockage et d'enlèvement ne conduise à un temps de séjour en bout de ligne susceptible de gêner l'avancement normal du tronçon suivant.

Description :

Evacuation primaire et secondaire sont constitués par des rouleaux motorisés, montés sur des châssis. L'ensemble est appelé tables à rouleaux. Pour les machines à billettes et à blooms, les rouleaux sont lisses ; pour les brames, ils sont à disques pour réduire leur échauffement. Ces rouleaux ne sont jamais refroidis.

ANNEXE 2

I. Solidification dans la lingotière :

La fonction principale de la lingotière est de former une croûte solide d'épaisseur suffisante pour éliminer le risque de percée ; il importe aussi que la croûte ainsi formée ne donne pas lieu à des défauts de surface ou subcutanés.

Les paramètres les plus importants de la solidification en lingotière sont le transfert thermique, l'oscillation et la lubrification. D'autres paramètres interviennent aussi, dont la composition de l'acier et les caractéristiques de la lingotière (géométrie, construction).

I.1. Transfert thermique dans la lingotière :

L'énergie thermique passe du métal liquide à l'eau de refroidissement de la lingotière par une succession de transferts thermiques élémentaires : par convection (dans la phase liquide), par conduction (dans la croûte solide), par conduction (dans la mince couche de lubrifiant adhérent à la croûte), par conduction et rayonnement (dans la gaine gazeuse entre métal et lingotière), de nouveau par conduction (dans la paroi en cuivre de la lingotière) et enfin par convection (dans l'eau de refroidissement de la lingotière).

La solidification commence en fait aux angles où l'évacuation de l'énergie thermique est la plus importante et progresse ensuite vers le centre des faces.

L'extraction thermique dans la lingotière est favorisée par une vitesse de coulée plus élevée.

Le lubrifiant utilisé en lingotière peut avoir une influence importante sur l'extraction thermique. Dans le cas d'utilisation de poudres, il peut arriver que les conditions optimales de lubrification (température de fusion et viscosité de la poudre) ne coïncident pas avec les taux d'extraction thermique les plus élevés. Un compromis est à trouver.

I.2. Oscillation de la lingotière :

L'oscillation de la lingotière qui se fait dans un plan vertical (ou suivant une courbe proche de la verticale) est destinée à éviter le collage du métal sur les parois de la lingotière et, par voie de conséquence des arrachements de la croûte solide pouvant conduire à des percées.

I.3. Lubrification dans la lingotière :

A l'origine, la fonction unique du lubrifiant était de créer entre la croûte solidifiée et la lingotière un mince film destiné à favoriser le glissement pendant l'oscillation et éviter d'endommager la surface du produit le lubrifiant utilisé alors était l'huile de colza qui était versée, par des trous latéraux, sur le ménisque pendant la coulée. L'huile de colza est toujours utilisée pour la coulée de billettes et de blooms en busette ouverte.

L'introduction de busette immergée a permis l'utilisation, comme lubrifiants, de poudres de coulée dont les fonctions se sont considérablement élargies jusqu'à jouer un rôle primordial dans le mécanisme de solidification en lingotière. Les fonctions attendues d'une poudre de coulée sont :

- absorption des inclusions remontant en surface,
- uniformisation des conditions de transfert thermique du métal à la lingotière,
- lubrification.

Les poudres de coulée sont des oxydes : CaO , SiO_2 , Al_2O_3 , Na_2O et CaF_2 , avec des additions mineures de MgO , K_2O , MnO et FeO . On y ajoute toujours une quantité de carbone (de 1 à 4%).

Au contact du ménisque, la poudre fond et donne une couche de laitier liquide qui se glisse entre la croûte et la lingotière, d'une épaisseur de l'ordre de 0.5 à 2 mm.

II. Solidification hors lingotière :

II.1. Transfert thermique :

A la sortie de la lingotière le produit est refroidi par aspersion d'eau pour accélérer la solidification (refroidissement secondaire). Cette pulvérisation obéit à deux impératifs :

- d'une part, on a intérêt à refroidir le plus énergiquement possible pour avoir des machines plus courtes et des productions plus élevées ; suivant ce critère, l'intensité du refroidissement serait uniquement limitée par la mauvaise conductivité thermique de l'acier à haute température ;
- d'autre part, il faut veiller à ce qu'un refroidissement trop brutal, non uniforme ou non régulier, ne conduise pas, pour une nuance d'acier donnée, à des défauts incompatibles avec la qualité recherchée.

Dès le début de la coulée, il est apparu que de nombreux défauts pouvaient avoir pour origine un mauvais refroidissement secondaire et qu'il fallait accorder aux profils de refroidissement et aux dispositifs mis en œuvre pour obtenir ces profils la plus grande attention.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [ADD00] F. ADDA, "Application de la commande floue au control d'un Réacteur Nucléaire," Thèse de Magister en Electronique, ENP Alger, Juin 2000.
- [BAR93] J. P. BARRAT, M. BARRAT et Y. LECLUSE, "Exemple d'application de la logique floue:Commande de la température d'un four pilote," © *Technique de l'Ingénieur, traité Mesures et Contrôle* R 7 428, Juillet 1993.
- [BEN02] A. BEN TAZIRI, *La logique floue*
http://www.tn.refer.org/hebergement/cours/logique_floue/index.html
- [BOU95] S. BOUHOUCHE, *Commande adaptative d'une machine de coulée continue d'acier*, Thèse de Magister en Automatique, ENP Alger, Avril 1995.
- [BOU00] A. BOULAHIA, *Commandes floue et neuro-floue appliquées à un robot manipulateur*, Thèse de Magister en Automatique, EMP Alger, Juillet 2000.
- [BOU02] S. BOUHOUCHE, *Contribution to Quality and Process Optimisation in Continuous Casting Using Mathematical Modelling*, Ph.D. Dissertation, Bergakademie Freiberg University, Décembre 2002.
- [COS02] F. COSTES, A. HEINRICH, M. BELLET, "Modélisation par éléments finis 3D de la coulée continue d'acier," Ecole des Mines de Paris. Centre de Mise en Forme des Matériaux (CEMEF), UMR CNRS 7635. *Matériaux* 2002.
- [DAM04] J. DAMELINCOURT, *Réseaux neuronaux*
<http://www.vieartificielle.com/article/index.php?action=article&id=57>
- [DAO03] A. DAOUD et A. MIDOUN, "Commande Floue de la Charge d'une Batterie dans une Installation Photovoltaïque," *Oran, Algérie.Rev. Energ. Ren. : ICPWE* (2003) 67-72.
- [DAV93] E. DAVALDO, P. NAÏM, *Des Réseaux de Neurones*. Préface de F. M. CLEMENT, deuxième édition, deuxième tirage 1993, © Edition EYROLLES.
- [FAR89] J. FARHI, "Coulée continue de l'acier: Equipement. Exploitation," et "Coulée continue de l'acier: Généralités. Données physiques et métallurgiques," © *Techniques de l'Ingénieur, traité Métallurgie*. M 7 810 et M 7 812, Juillet 1989.
- [FRA92] K. FRAMLING, *Les réseaux de neurones comme outils d'aide à la décision floue*, Rapport de DEA, INSA de Lyon, Juillet 1992.
- [FOU03] L. FOULLOY, S. GALICHET, A. TITLI, *Commande Floue1, de la stabilisation à la supervision*, Hermes Sciences, © LAVOISIER, 2003.

- [GAL03] S. GALICHET, L. FOULLOY, A. TITLI, *Commande Floue2, de l'approximation à l'apprentissage*, Hermes Sciences, © LAVOISIER, 2003.
- [GAR95] P. GARNIER, *Contrôle d'exécution réactive de mouvements de véhicule en environnement dynamique structuré*, Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, Décembre 1995.
- [HAM04] C. HAMEL, D. MERONI, *Construction et étude d'un régulateur PID*, <http://gtv.free.fr/elec/?page=Projet&NoProjet=24>
- [IRI00] A. IRIARTRE LANAS, R. TANSCHER, M. M. VELLASCO, M. A. PACHECO, "Fuzzy and Neuro-Fuzzy Control of a Fluid Mixer," Dept. of Electrical Engineering, Catholic University of Rio de Janeiro- RJ, Brazil. 2000.
- [JAM93] M. JAMSHIDI, N. VADIEE, T. J. ROSS, *Fuzzy Logic and Control, software and Hardware Applications*, © 1993 by PTR Prentise-Hall, Inc, Englewood Cliffs, New Jersey 07632.
- [JAN95] JANG and SUN, "Neuro-Fuzzy Modelling and Control," *Proceedings on the IEEE*, vol. 83, no. 3, March 1995.
- [JAN98] J. JANTZEN, "Tuning Of Fuzzy PID Controllers," Technical University of Denmark, *Tech. report* no 98-H 871 (fpid), 30 Sep 1998.
- [JAQ02] J. L. JACQUOT, M. BOBADILLA, "La coulée continue de l'acier : vers une modélisation globale du procédé," *IRSID*, 2002.
- [KAY99] O. KAYNAK, M. O. EFE, "Neuro-Fuzzy Approaches for Identification and Control of Nonlinear Systems," Bogazici University, Istanbul, TURKEY, 1999.
- [KIF00] B. KIFLIE, D. ALEMU, "Thermal Analysis of Continuous Casting Process," in *ESME 5th Annual Conf. on Manufacturing and Process Industry*, Univ. Ethiopia, at Addis Ababa, September 2000.
- [KIM98] C. N. KIM, M. M. TRIVEDI, "A Neuro-Fuzzy Controller for Mobile Robot Navigation and Multirobot Convoying," CA 92093-0407 USA, © 1998 *IEEE*.
- [LAN02] I. D. LANDAU, *Commande des systèmes: Conception, identification et mise en œuvre*, © Lavoisier, 2002. ISBN 2674626047869.
- [LAN04] A. Iriarte LANAS, G. L. A. MOTA, R. TANSCHER, M. M. VELLASCO, J. M. BARRETO, "Fuzzy Control of a Multivariable Nonlinear Process," *DEE-PUC-Rio*, Brazil, 2004.
- [LAU97] R. A. Mc LAUHLAN, P. NGAMSOM, R. CHALLOO, S. L. OMAR, "Three-Link Aplanar Robotic Arm Trajectory Planning and Its Adaptive Fuzzy Logic Control," Intelligent Control Systems Laboratory, Texas A&M Univ. , Kinhsville, Texas 78363, ©1997 *IEEE*.

- [MAZ01] S. MAZUMDAR, S. K. RAY, “Solidification control in continuous casting of steel,” *Sādhnā*, Vol. 26, Parts 1& 2, pp. 179-198, February-April 2001, ©Printed in India.
- [MEU95] B. B. MEUNIER, *La logique floue et ses applications*. Préface du professeur Lotfi A. Zadeh, Editions Addison-Wesley France, SA. Copyright © Octobre 1995.
- [MOR01] Y. MORERE, *Mise en oeuvre de lois de commande pour les modèles flous de type Takagi-Sugeno*, Thèse de Docteur en Automatique Industrielle et Humaine, Univ. Valenciennes du Hainaut Cambrésis, Décembre 2002.
- [NUR97] A. NÜRNBERGER, “Systems on Neural Networks and Fuzzy,” CA 92093-0407 USA, ©1997 *IEEE*.
- [PED93] W. PEDRYCZ, *Fuzzy Control and Fuzzy Systems*, Department of Electrical and Computer Engineering, University of Manitoba, Winnipeg, Canada, Second, Extended, Edition, Copyright © 1993 by Research studies Press Ltd.
- [PED04] W. PEDRYCZ, S. K. , S. B. RHO and T. C. AHN, “Parameter estimation of fuzzy controller and its application to inverted pendulum,” *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 17 (2004) 37–60, © 2004 Elsevier Ltd.
- [PET98] O. PETIT, T. M. GUERRA, E. MORGE, T. DESTOOP, J. P. FOURCROY, *Rencontres francophones sur la logique floue et ses applications*, RENNES, © CEPAD Novembre 1998.
- [RIV96] I. RIVALS, “Les réseaux de neurones formels pour le pilotage de robots mobiles,” *FLUX*, revue de *l'Association Amicale Les Ingénieurs SUPÉLEC* : La robotique mobile ; la fonction achats logistique, No 178, septembre-octobre 1996, ISSN 0766- 3536.
- [RIV04] I. RIVALS, L. PERSONNAZ, G. DREYFUS, *Modélisation, Classification et Commande par réseaux de Neurones: Principes Fondamentaux, Méthodologie de Conception et illustration Industrielle. Les réseaux de neurones pour la modélisation et la conduite des procédés*, J.-P. Corriou coordonnateur, Lavoisier, Technique et Documentation, Paris, © 2004.
- [SOR01] Fabrice SORIN, Lionel BROUSSARD et Pierre ROBLIN, “Régulation d’un processus industriel par réseaux de neurones,” © *Techniques de l’Ingénieur, traité informatique industrielle*, S 7 582, Juin 2001.
- [STE04] P. STEXARTA, D.A. STONEA, P.J. FLEMING, “Design of robust fuzzy-logic control systems by multi-objective evolutionary methods with hardware in the loop,” *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 17 (2004) 275–284, © 2004 Elsevier Ltd.
- [VAN96] J. H. VAN DER PSEK, W. J. R. VELTHUIS, P. H. VELTINK , T. J. A. DE VRIES, “Neuro-Fuzzy Control of the FES Assisted Swinging Leg of

Paraplegic Subjects,” *Proc. 18th Int. Conf. IEEE Eng In Med. & Biol. Soc.*, Amsterdam, Netherlands, ISBN 90-9010005-9, 1996.

- [VIE04] J. Vieira, F. M. DIAS and A. MOTA, “Artificial neural networks and neuro-fuzzy systems for modelling and controlling real systems: a comparative study,” *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 17 (2004) 265–273, © 2004 Elsevier Ltd.
- [WAN93] L. X. WANG, “Stable Adaptive Fuzzy Control of Nonlinear Systems,” *IEEE Transaction on Fuzzy Systems*, Vol. 1, no. 2, pp. 146-55, May 1993.
- [ZHA01] J. ZHANG, “Developing Robust Neural Network Models by Using both Dynamic and Static Process Operating Data,” *Ind. Eng. Chem. Res.* 2001, 40, 234-241.