

**SYNTHESE / EXTENDED ABSTRACT**  
**FRANÇAIS / ENGLISH**

**ÉTAT DE L'ART DES NOUVELLES METHODES DE CONDUITE  
POUR LE CONTROLE PRIMAIRE DES EMISSIONS ET  
L'AMELIORATION DU RENDEMENT DES INSTALLATIONS  
DE TRAITEMENT THERMIQUE DES DECHETS**

**mai 2010**

**J-P. CORRIOU - ENSIC Nancy PROGEPI**

Créée en 1989 à l'initiative du Ministère en charge de l'Environnement, l'association RECORD – REseau COopératif de Recherche sur les Déchets – est le fruit d'une triple coopération entre industriels, pouvoirs publics et chercheurs. L'objectif principal de RECORD est le financement et la réalisation d'études et de recherches dans le domaine des déchets et des pollutions industrielles. Les membres de ce réseau (groupes industriels et organismes publics) définissent collégalement des programmes d'études et de recherche adaptés à leurs besoins. Ces programmes sont ensuite confiés à des laboratoires publics ou privés.

- ✓ En Bibliographie, le document dont est issue cette synthèse sera cité sous la référence :  
**RECORD**, Etat de l'art des nouvelles méthodes de conduite pour le contrôle primaire des émissions et l'amélioration du rendement des installations de traitement thermique des déchets, 2010, 97 p, n°08-0229/1A.
  
- ✓ Ces travaux ont reçu le soutien de l'ADEME (Agence de l'Environnement et de la Maîtrise de l'Energie)  
[www.ademe.fr](http://www.ademe.fr)

## Introduction

Le traitement des déchets par incinération et en particulier des ordures ménagères devient de plus en plus important. Il est souvent associé à une production d'énergie. Dans de nombreux pays dont la France, des arrêtés légifèrent l'incinération, concernant les conditions d'incinération, les seuils de rejet de métaux lourds et les valeurs limites d'émission de polluants gazeux, en particulier les dioxines et furanes [Everaert and Baeyens, 2001].

Les incinérateurs d'ordures ménagères sont construits selon de nombreuses technologies différentes: incinérateurs à grille, lits fluidisés denses ou circulants, fours rotatifs, qui présentent eux-mêmes des variantes. Grossièrement, un incinérateur comporte un four et éventuellement une chambre de post-combustion dans lesquels les déchets subissent un séchage, une pyrolyse et une combustion, une chaudière pour la récupération d'énergie, une section de traitement des fumées [Antonini, a,b]. [Olsommer et al., 1997] divise un incinérateur en deux parties: une partie "radiative" (95% par rayonnement) pour les chambres de combustion et de post-combustion et une partie "convective" pour la suite: évaporateurs, surchauffeurs, économiseurs. Une caractéristique générale des incinérateurs est la difficile caractérisation de leur charge et la forte variation de sa qualité. Toutefois, d'après une étude statistique, [Olsommer et al., 1997] fournit une estimation de la composition moyenne des déchets et en déduit le pouvoir énergétique attendu.

% massique	Formule chimique	Masse molaire (kg.kmol <sup>-1</sup> )	Pouvoir énergétique (MJ.kg <sup>-1</sup> )
0,291	C <sub>8</sub> H <sub>12</sub> O <sub>4</sub> reste <sub>v</sub>	184	4,175
0,341	C <sub>8</sub> H <sub>12</sub> O <sub>4</sub> reste <sub>h</sub>	98	18,571
0,095	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	28	46,485
0,038	H <sub>2</sub> O	18	
0,235		55	

**Tableau 1:** Propriétés chimiques et thermodynamiques des constituants de déchets d'après [Olsommer et al., 1997].

## Modélisation des incinérateurs

De très nombreuses études, disponibles sous forme d'articles ou de thèses, concernent les problèmes d'émission de polluants [McKay, 2002]. La modélisation sous forme de modèles de connaissance des différents types d'incinérateurs en régime permanent a également été étudiée depuis des modèles 1D [Martin, 2001, Rogau, 2001, Ryu et al., 2001] jusqu'à des modèles 2D [Asthana, 2008, Ménard, 2003] faisant appel à la mécanique des fluides numérique, voire 3D [Jakway et al., 1996, Leger et al., 1993]. Cette modélisation concerne en général uniquement le four et la chambre de post-combustion lorsqu'il s'agit d'un incinérateur à grilles ou rotatif, ou le lit fluidisé dans son ensemble pour un incinérateur à lit fluidisé. Les espèces chimiques considérées par [Asthana, 2008] sont N<sub>2</sub>, O<sub>2</sub>, H<sub>2</sub>O, H<sub>2</sub>, CH<sub>4</sub>, CO, CO<sub>2</sub>. Ces modèles ne prédisent pas en général la formation des dioxines [McKay, 2002]. Par contre, ils permettent la modélisation des rejets de métaux lourds et des alcalins [Asthana, 2008, Ménard, 2003, Poole et al., 2008] avec leur proportion dans les mâchefers ou sous forme volatile. La section de traitement des fumées n'est en général pas considérée dans ces études car elle est indépendante du point de vue procédé en intervenant à la suite de la section de combustion et de la chaudière et en faisant appel à des technologies relativement éprouvées (filtres à manches, absorbeurs, neutralisation, adsorption, réduction catalytique ou non catalytique). De ce point de vue, une étude rare concerne les rejets de particules étudiés par [Buonanno et al., 2009] dans le cas d'un incinérateur industriel. La corrosion dans les chaudières liée aux émissions d'alcalins a été étudiée par [Becidan et al., 2009]. On ne peut pas considérer qu'il existe des capteurs spécifiques des incinérateurs. Toutefois, certaines informations sont obtenues de manière originale comme l'image par une caméra infra-rouge du lit du four d'un incinérateur à grilles qui fournit une information sous forme de cartographie sur la combustion et renseigne également sur la qualité de la charge [Yang et al., 2007]. Du point de la vue de la commande, on peut remarquer que ces modèles représentent le régime permanent et que très peu d'auteurs ont

étudié les problèmes dynamiques [Van Kessel and Brem, 1995]. De notre point de vue, il n'existe pas ou pratiquement pas de modèle de connaissance dynamique disponible.

## Identification et commande basées sur l'intelligence artificielle

Indépendamment des modèles de connaissance, il existe d'autres méthodes de représentation des systèmes. Parmi les méthodes issues de l'intelligence artificielle [Liao, 2005], citons les systèmes experts à base de règles, de connaissances ou de cas, les réseaux neuronaux, la logique floue. Ces méthodes ont été appliquées à des procédés fonctionnant à température élevée tels que les fours de cimenterie, les fours verriers. L'attrait de l'intelligence artificielle pour ces procédés et, par extension pour les incinérateurs, tient à la complexité des procédés, des charges parfois difficiles à caractériser, des mesures souvent insuffisantes en nombre et en variété. Selon [Linkens and Chen, 1995a], les fonctions fondamentales d'un système expert de commande sont:

1. remplacer les tâches routinières des opérateurs et fournir des commandes efficaces pour des procédés variables dans le temps, non linéaires, sujets à de nombreuses perturbations,
2. tirer avantage de toute la connaissance disponible et de l'information en ligne,
3. réaliser le diagnostic de fautes sur l'opération et les composants du système de commande, y compris les actionneurs et les capteurs,
4. fonctionner de manière fiable et convenable,
5. augmenter la quantité de connaissance sur le procédé et la performance du système de commande,
6. représenter la connaissance de commande d'une manière efficace permettant modification et extension,
7. maintenir le dialogue avec l'utilisateur et donner l'explication des résultats de raisonnement, et obtenir l'information de l'utilisateur,
8. demander une quantité minimale de connaissance préalable,
9. avoir une capacité de raisonnement et de prise de décision en temps réel.

La représentation de la connaissance dans un système expert de commande comporte deux parties: la modélisation du système et la maintenance de l'information et de la connaissance nécessaire pour réaliser un contrôle intelligent et les tâches de supervision [Linkens and Chen, 1995b]. Le modèle peut revêtir différentes formes: modèle mathématique, quantitatif, qualitatif, modèle causal, matrice floue, modèle à base de règles, modèle de réseaux neuronaux. Comme les systèmes-experts associent l'expertise des différents intervenants: opérateurs, ingénieurs de procédés, automaticiens, ils recueillent fréquemment l'assentiment général et sont bien accueillis. Toutefois, comme toutes les méthodes issues de l'intelligence artificielle, ils ne doivent pas masquer la nécessité d'être mis en oeuvre au sein d'un environnement logiciel de qualité.

Les réseaux neuronaux peuvent être utilisés pour la modélisation ou la commande de procédés [Hunt et al., 1992, Willis et al., 1992]. Ils sont utilisés en modélisation en particulier lorsque une représentation à base de connaissance est trop difficile à mettre en oeuvre [Lennox et al., 2001]. Ils peuvent être caractérisés d'un point de vue statistique. Leur intérêt est de fournir un modèle non linéaire entre les entrées et les sorties sans nécessiter les ressources indispensables au développement d'un modèle de connaissance, toutefois la quantité de données à utiliser pour l'entraînement du réseau neuronal peut être considérable et les paramètres identifiés du réseau neuronal ne sont pas significatifs sur le plan physique. Il faut remarquer que les données obtenues en boucle fermée peuvent être source de problèmes lors de l'établissement d'un modèle devant être utilisé pour la commande.

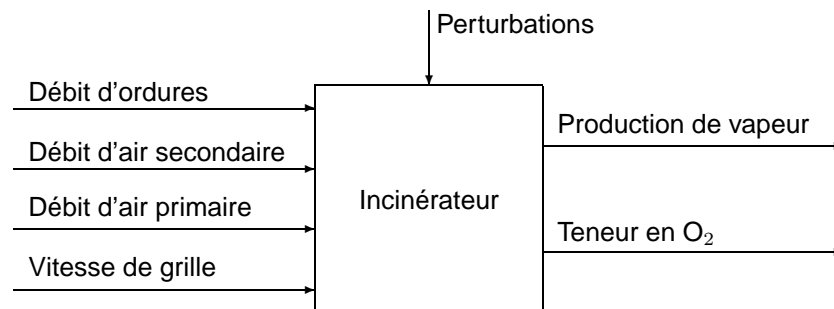
La logique floue peut être utilisée aussi bien en identification qu'en commande [Babuska and Verbruggen, 1996]. Initialement, la commande floue a été introduite comme une méthode de conception de commande indépendante d'un modèle et basée sur la représentation de la connaissance et du processus de raisonnement d'un opérateur humain [Sala et al., 2005]. La commande floue est bien adaptée lorsque le système à commander est seulement partiellement connu, difficile à décrire par un modèle classique, lorsque peu de mesures sont disponibles ou que le système est fortement non linéaire [Verbruggen and Bruijn, 1997]. Des applications concernent en particulier les fours de cimenterie [Gadeberg and Holmblad, 1997, Rosa and Muller, 1990].

Les techniques de l'intelligence artificielle peuvent être utilisées selon un mode hybride, par exemple en associant la logique floue à un système-expert. Si ces techniques sont fréquemment citées [Kalogirou, 2003] à propos de l'identification et en commande des fours de cimenterie, verriers ou incinérateurs, peu de détails sont disponibles en règle générale. Par exemple, lorsque des systèmes-experts

sont utilisés [Kontopoulos et al., 1997], les règles ne sont pas fournies. [Chen et al., 2009] décrit une application rare de système-expert couplé à une commande prédictive multivariable sans contraintes. Les réseaux neuronaux sont plutôt utilisés pour la modélisation et pour le diagnostic que pour la commande des systèmes. Il peut être avantageux d'associer des méthodes plus théoriques de modélisation et d'optimisation à des réseaux neuronaux [Reh and Ye, 2000]. La logique floue a été utilisée par [Fujii et al., 1997] pour réduire les émissions de CO et NO<sub>x</sub> d'incinérateurs municipaux de déchets par contrôle du débit d'air de refroidissement.

## Identification et commande basées sur l'automatique classique

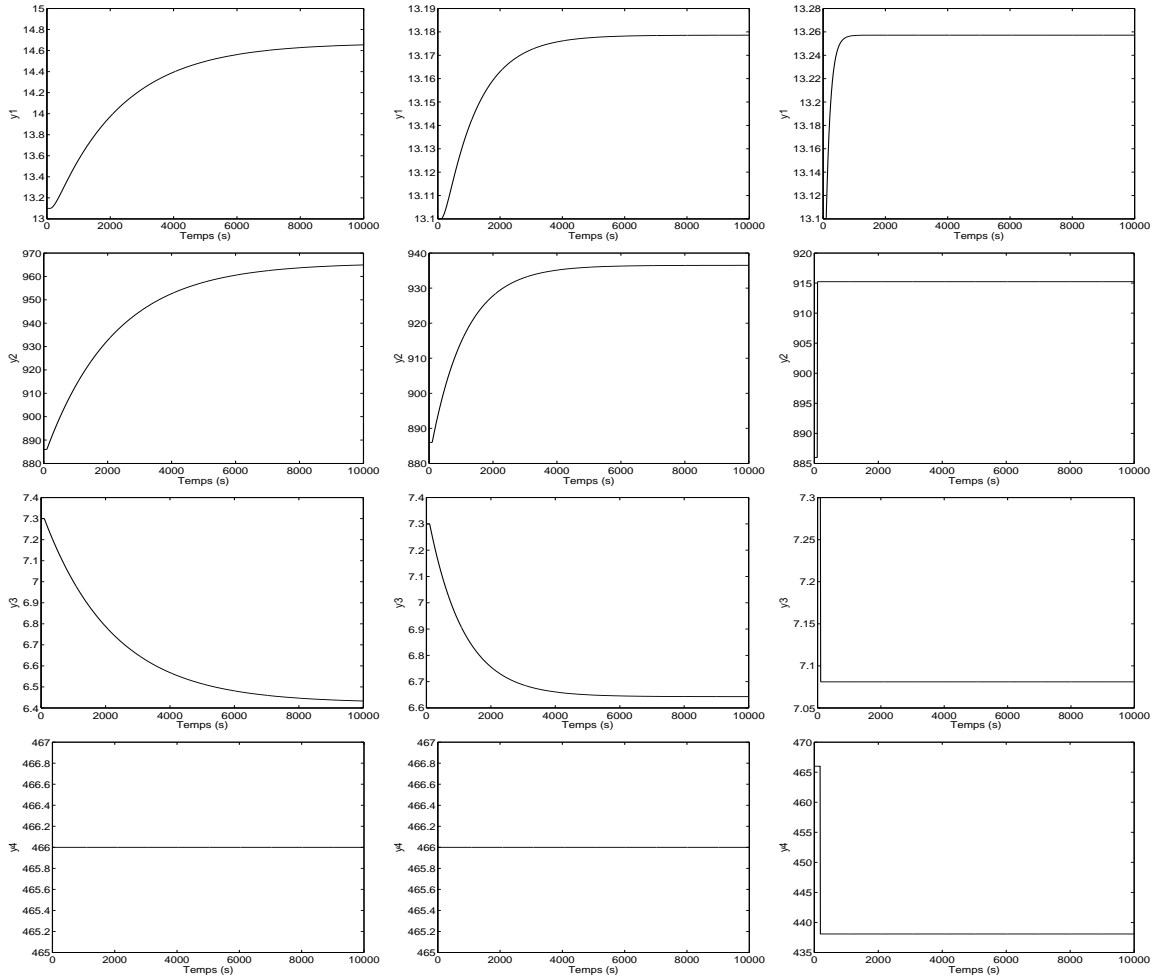
Par opposition aux méthodes de l'intelligence artificielle, l'automatique classique possède des méthodes validées théoriquement en identification et en commande des systèmes, en particulier concernant la stabilité, le caractère multivariable de la commande, l'optimalité de la commande. Pourtant, d'après les publications, il existe nettement moins d'applications de l'automatique théorique que de l'intelligence artificielle concernant les fours de cimenterie, verriers ou incinérateurs [El Asri and Baxter, 2004]. La confidentialité liée aux procédés industriels a pour conséquence que peu de détails sont disponibles que ce soit sur l'identification ou la commande des fours précités. Bien que cela soit théoriquement possible, selon nous, il n'existe pas encore d'identification réalisée par un modèle quelconque, fonction de transfert ou modèle dans l'espace d'état, basée sur les modèles de connaissance. Lorsque l'identification paramétrique de ces systèmes est réalisée, elle se fait nécessairement en boucle fermée en superposant des signaux d'excitation de faible amplitude aux entrées manipulées. [Leskens et al., 2002] effectue une identification d'un incinérateur d'ordures ménagères en choisissant comme variables manipulées le débit de déchets, la vitesse de la grille, les débits d'air primaire et secondaire et comme variables de sortie la production de vapeur et la teneur en O<sub>2</sub> dans le gaz de cheminée (Figure 3). De plus, il décrit la stratégie d'identification à base de fonctions de transfert discrètes par une procédure ARX dans un cadre multivariable et en boucle fermée. L'influence des perturbations comme la qualité de la charge sur l'identification est importante.



**Figure 1:** Configuration choisie par [Leskens et al., 2002] pour l'identification de l'incinérateur

Sibille et ses collaborateurs [Sibille et al., 1994, 2000] fournissent des détails concernant l'identification et la commande d'incinérateurs. Etudiant l'incinérateur de Chaumont, [Huselstein, 2003] a identifié les fonctions de transfert reliant les sorties (débit de vapeur, température des fumées, teneurs en O<sub>2</sub>, NO<sub>x</sub>, CO) aux entrées (débit d'ordures ménagères, débits d'air primaire et d'air secondaire). En fait, la teneur en CO n'a pu être identifiée et celle en NO<sub>x</sub> seulement partiellement à cause de bruits et perturbations trop importants. D'après la matrice de fonctions de transfert, les réponses à des échelons de +10% de l'entrée  $u_1$  et -10% des entrées  $u_2$  et  $u_3$  ont été simulées (Figure 4) sauf pour la sortie CO qui n'a pu être identifiée. Ainsi, le débit de vapeur  $F_{vapeur}$  (première ligne de la Figure 4) réagit positivement à une augmentation du débit d'ordures ménagères (première colonne) avec une constante de temps d'environ 2160s, positivement à une diminution du débit d'air primaire (deuxième colonne) avec une constante de temps de 1080s et positivement à une diminution du débit d'air secondaire (troisième colonne) (variation de l'entrée négative) avec une constante de temps de 144s (nettement plus faible que pour l'air primaire). La température de chaudière (deuxième ligne) réagit positivement avec une constante de temps de 2160s à une augmentation du débit d'ordures ménagères, positivement à une diminution du débit d'air primaire avec une constante de temps de 1080s et à la fois positivement et pratiquement

immédiatement à une augmentation du débit d'air secondaire. La teneur en  $O_2$  (troisième ligne) réagit avec la même dynamique (mêmes constantes de temps) mais en sens opposé à la température de chaudière. La teneur en  $NO_x$  (quatrième ligne) n'a pu être identifiée par rapport aux variations de débit d'ordures ménagères et de débit d'air primaire, elle réagit négativement avec un retard de 90s sans dynamique à une diminution du débit d'air secondaire. Même si les gains et les constantes de temps dépendent nécessairement de l'incinérateur, il est probable que ces tendances soient assez proches. Le tableau 4 résume les tendances des sorties face à des variations des entrées pour le même inciné-



**Figure 2:** Réponses à un échelon de 10% de l'entrée  $u_1$ , -10% des entrées  $u_2$  et  $u_3$  se produisant tous à  $t = 100s$ . De haut en bas: sorties  $y_1$  ( $F_{vapeur}$ ),  $y_2$  ( $T_{chau}$ ),  $y_3$  ( $C_{O_2}$ ),  $y_4$  ( $C_{NO_{x,c}}$ ). De gauche à droite: influence successive des entrées  $u_1$  ( $F_{OM}$ ),  $u_2$  ( $F_{air\ primaire}$ ),  $u_3$  ( $F_{air\ secondaire}$ ).

rateur. Sur la base de l'identification entrée-sortie réalisée à l'aide de fonctions de transfert continues, [Huselstein, 2003] présente une stratégie de commande utilisant des régulateurs PI et des éléments non linéaires. Toutefois, il ne s'agit pas d'une commande prédictive multivariable (MPC: Model Predictive Control) avec gestion des contraintes sur les entrées manipulées, les variations des entrées et même les sorties commandées, comme cela aurait été possible [Wang et al., 1997]. Selon une approche rare pour ces systèmes, [Auchet et al., 2008] utilise les principes fondamentaux en simplifiant le modèle, en vue de l'optimisation et de la commande de fours verriers par des méthodes de type MPC.

## Conclusion

Les incinérateurs constituent un système dont la modélisation et l'identification sont difficiles, en particulier à cause de la variabilité de la charge. Comme pour de nombreux systèmes complexes semblables

Entrée	Sortie			
	$F_{vapeur}$	$T_{four}$	$C_{O_2}$	Temps de réponse (à 99%)
$F_{OM} \nearrow 10\%$	$\nearrow 12\%$	$\nearrow 9\%$	$\searrow 12\%$	1800s
$F_{air,primaire} \nearrow 10\%$	$\searrow 0,6\%$	$\searrow 5,7\%$	$\nearrow 9\%$	900s
$F_{air,secondaire} \nearrow 10\%$	$\searrow 12\%$	$\searrow 9\%$	$\nearrow 12\%$	qqs s

**Tableau 2:** Tendances d'un incinérateur d'après un modèle dynamique simple utilisé par [Huselstein, 2003].

tels que les fours de cimenterie ou verrier, des systèmes de commande utilisant une technique liée à l'intelligence artificielle sont attractifs. Ainsi, les systèmes experts sont issus d'une réflexion collective pour élaborer les règles, font appel aux connaissances variées de tous les acteurs, et de ce fait, s'ils aboutissent, seront souvent bien acceptés et même pourront faire l'objet d'améliorations successives. Toutefois, une règle ou un ensemble de règles n'est qu'une représentation approximative du comportement d'un système. Par leur caractère boîte noire, les réseaux neuronaux présentent l'inconvénient d'empêcher toute interprétation des paramètres numériques et imposent la réidentification en cas de modification du procédé. Pourtant, les réseaux neuronaux offrent l'avantage de pouvoir représenter des phénomènes complexes par un modèle facile à utiliser et rapide du point de vue calcul. Ils sont utilisables pour l'identification et la modélisation plutôt que pour la commande. La logique floue a une apparence de simplicité qui peut être attractive, toutefois elle convient très mal pour une représentation multivariable. Au contraire, l'automatique classique propose des méthodes éprouvées, du point de vue de la stabilité, de la robustesse, de l'optimalité. Ainsi, la commande prédictive (MPC) permet la commande de systèmes multivariables de grande taille, possède un caractère optimal, tout en tenant compte des contraintes imposées par le procédé ou l'utilisateur sur les variables manipulées ou leurs variations, voire sur les sorties. Elle est très utilisée dans l'industrie, en particulier dans le domaine pétrochimique dans les cas complexes où une commande multivariable est nécessaire. Un point important dans la mise au point d'une commande prédictive est que l'identification du système est une phase primordiale qui est en général plus longue et délicate que la phase d'implantation de la commande elle-même. D'après les articles étudiés, la modélisation qui concerne essentiellement la partie liée à la combustion-pyrolyse des déchets n'a pas été utilisée pour en déduire un modèle dynamique simplifié pouvant être utilisé dans le cadre d'une commande. Pourtant, un modèle dynamique même complexe permettrait d'obtenir les réponses à des échelons des entrées manipulées et des perturbations qui pourraient ensuite être utilisées comme modèle linéaire d'une commande prédictive multivariable.

Des bilans dynamiques simplifiés obtenus à partir d'un modèle plus complexe ou une approche de modèle de tendance pourraient servir à élaborer un modèle dynamique simple dans l'espace d'état qui serait ensuite utilisé pour construire un estimateur de la qualité des déchets entrants. On devrait ainsi pouvoir estimer le PCI par un observateur d'états qui fournirait son estimation à une cadence suffisamment élevée pour être utilisée dans le cadre d'une commande feedforward, c'est-à-dire prenant en compte l'effet de perturbations mesurées ou estimées. Dans ce cadre, l'estimation du PCI remplacerait la mesure non possible en temps réel de la qualité de la charge. De plus, à elle seule, l'estimation du PCI serait une indication importante pour les opérateurs en charge de la combustion. Les informations provenant de caméras vidéo pourraient être intégrées comme des mesures pour l'observateur. Il faut souligner que le développement d'un observateur de la qualité de la charge est un problème indépendant de la commande elle-même, et qu'un observateur est utilisable dans le cadre de la surveillance et du diagnostic.

En résumé, les deux points qui me paraissent essentiels sont le développement d'un observateur pour estimer la qualité de la charge et l'implantation d'une commande prédictive multivariable.

## Références

- G. Antonini. Traitements thermiques des déchets - procédés et technologies associées. In *Techniques de l'Ingénieur*, volume G 2051, pages 1–18. Techniques de l'Ingénieur, a.
- G. Antonini. Traitements thermiques des déchets - annexes sur les procédés. In *Techniques de l'Ingénieur*, volume G 2053, pages 1–12. Techniques de l'Ingénieur, b.

- A. Asthana. *Modélisation mathématique de la formation de NO<sub>x</sub> et de la volatilisation de métaux lourds lors de l'incinération sur grille d'ordures ménagères*. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Lorraine, France, 2008.
- O. Achet, P. Riedinger, O. Malasse, and C. lung. First-principles simplified modelling of glass furnaces combustion chambers. *Cont. Eng. Pract.*, 16:1443–1456, 2008.
- R. Babuska and H. B. Verbruggen. An overview of fuzzy modeling for control. *Cont. Eng. Pract.*, 4(11): 1593–1606, 1996.
- M. Becidan, L. Sorum, F. Frandsen, and A.J. Pedersen. Corrosion in waste-fired boilers: a thermodynamic study. *Fuel*, 88:595–604, 2009.
- G. Buonanno, G. Ficco, and L. Stabile. Size distribution and number concentration of particles at the stack of a municipal waste incinerator. *Waste Management*, 29:749–755, 2009.
- X.S. Chen, S.H. Li, J.Y. Zhai, and Q. Li. Expert system base adaptive dynamic matrix control for ball mill grinding circuit. *Expert systems with applications*, 36:716–723, 2009.
- R. El Asri and D. Baxter. Process control in municipal solid waste incinerators: survey and assessment. *Waste management & Research*, 22:177–185, 2004.
- K. Everaert and J. Baeyens. Correlation of PCDD/F emissions with operating parameters of municipal solid waste incinerators. *J. Air & Waste Management*, 51:718–724, 2001.
- S. Fujii, S. Tomiyama, T. Nogami, M. Shirai, H. Ase, and T. Yokoyama. Fuzzy combustion control for reducing both CO and NO<sub>x</sub> from flue gas of refuse incineration furnace. *JSME Int. J. Ser. C: Mech. Syst. Mach. Elem. Manufact.*, 40(2):279–284, 1997.
- K. Gadeberg and L.B. Holmblad. Automatic kiln start-up by fuzzy control. *World cement*, 7-8:229–232, 1997.
- K.J. Hunt, D. Sbarbaro, R. Zbikowski, and P.J. Gawthrop. Neural networks for control systems - a survey. *Automatica*, 28(6):1083–1112, 1992.
- E. Huselstein. *Contributions à l'identification de modèles linéaires à temps continu. Application à la modélisation d'incinérateurs d'ordures ménagères*. PhD thesis, Université Henri Poincaré, Nancy I, 2003.
- A.L. Jakway, A.M. Sterling, V. A. Cundy, and C.A. Cook. Three-dimensional numerical modelling of a rotary kiln incinerator. *Environmental Science and Technology*, 30:1699–1712, 1996.
- S.A. Kalogirou. Artificial intelligence for the modeling and control of combustion processes: a review. *Progress in Energy and Combustion Science*, 29:515–566, 2003.
- A. Kontopoulos, K. Krallis, E. Koukourakis, N. Denaxas and N. Kostis, A. Broussaud, and O. Guyot. A hybrid, knowledge-based system as a process control 'tool' for improved energy efficiency in alumina calcining furnaces. *Applied Thermal Engineering*, 17(8–10):935–945, 1997.
- C.B. Leger, V.A. Cundy, and A.M. Sterling. A three-dimensional detailed numerical model of a field-scale rotary kiln incinerator. *Environmental Science and Technology*, 27:677–690, 1993.
- B. Lennox, G.A. Montague, A.M. Frith, C. Gent, and V. Bevan. Industrial application of neural networks - an investigation. *J. Proc. Cont.*, 11:497–507, 2001.
- M. Leskens, L.B.M. Van Kessel, and P.M.J. Van den Hof. Mimo closed-loop identification of an msw incinerator. *Control Engineering Practice*, 10:315–326, 2002.
- S.H. Liao. Expert system methodologies and applications - a decade review from 1995 to 2004. *Expert systems and applications*, 28:93–103, 2005.
- D.A. Linkens and M. Chen. Expert control systems - i. concepts, characteristics and issues. *Engng. Applic. Artif. Intell.*, 8(4):413–421, 1995a.



- D.A. Linkens and M. Chen. Expert control systems - 2. design principles and methods. *Engng. Applic. Artif. Intell.*, 8(5):527–537, 1995b.
- C. Martin. *Modélisation et critères de combustibilité en incinération combinée de déchets ménagers et de déchets industriels banals*. PhD thesis, Université de Technologie, Compiègne, 2001.
- G. McKay. Dioxin characterisation, formation and minimisation during municipal solid waste (msw) incineration: a review. *Chem. Eng. J.*, 86:343–368, 2002.
- Y. Ménard. *Modélisation de l'incinération sur grille d'ordures ménagères et approche thermodynamique du comportement des métaux lourds*. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Lorraine, France, 2003.
- B. Olsommer, Y. Duperrex, M. Von Spakovsky, and J. Van Gilst. Simulation numérique d'un four d'incinération d'ordures industriel couplé à une chaudière à circulation naturelle. *Revue Générale de Thermique*, 36:135–148, 1997.
- D. Poole, B.B. Argent, V.N. Sharifi, and J. Swithenbank. Prediction of the distribution of alkali and trace elements between the condensed and gaseous phases in a municipal solid waste incinerator. *Fuel*, 87:1318–1333, 2008.
- L. Reh and H. Ye. Neural networks for on-line prediction and optimization of circulating fluidized bed process steps. *Powder Technology*, 111:123–131, 2000.
- T. Rogaume. *Caractérisation expérimentale et modélisation de l'émission de polluants dans l'incinération des déchets ménagers*. PhD thesis, Université de Poitiers, 2001.
- J. Rosa and H. Muller. Recent experience with the fuzzy control system for rotary cement kilns. *ZKG*, 11:29–37, 1990.
- C. Ryu, D. Shin, and S. Choi. Effect of fuel layer mixing in waste bed combustion. *Advances in environmental research*, 5:259–267, 2001.
- A. Sala, T.M. Guerra, and R. Babuska. Perspectives of fuzzy systems and control. *Fuzzy sets and systems*, 156:432–444, 2005.
- P. Sibille, C. Vomscheid, P. Nus, and T. Cecchin. Automatisation de la conduite d'un four d'incinération d'ordures ménagères. *Revue Générale de Thermique*, 389:344–352, 1994.
- P. Sibille, H. Garnier, and M. Gilson. La conduite automatisée des fours d'incinération d'ordures ménagères: une solution à la réduction des rejets de dioxines. *Déchets - Sciences & Techniques*, 17: 17–24, 2000.
- L.B.M. Van Kessel and G. Brem. *A dynamic model of a municipal solid waste incinerator as a tool for process optimization and operator training*, chapter 17. Deutscher Flammentag, Hamburg-Harburg, Deutschland, 1995.
- H.B. Verbruggen and P.M. Bruijn. Fuzzy control and conventional control: What is (and can be) the real contribution of Fuzzy Systems? *Fuzzy sets and systems*, 90:151–160, 1997.
- Q. Wang, G. Chalaye, G. Thomas, and G. Gilles. Predictive control of a glass process. *Cont. Eng. Pract.*, 5(2):167–173, 1997.
- M.J. Willis, G.A. Montague, C. Di Massimo, M.T. Tham, and A.J. Morris. Artificial neural networks in process estimation and control. *Automatica*, 28(6):1181–1187, 1992.
- Y.B. Yang, R. Newman, V. Sharifi, J. Swithenbank, and J. Ariss. Mathematical modelling of straw combustion in a 38MWe power plant furnace and effect of operating conditions. *Fuel*, 86:129–142, 2007.

## Introduction

Waste treatment by incineration and in particular for municipal refuse becomes increasingly important. It is often associated to energy production. In many countries including France, laws concern incineration with respect to the conditions of incineration, the thresholds of release of heavy metals and the limit values of emission of gaseous pollutants, in particular dioxines and furanes [Everaert and Baeyens, 2001].

Municipal waste incinerators are built according to many different technologies such as grid incinerators, dense and circulating fluidized beds, rotating furnaces, which themselves present variantes. Grossly, an incinerator includes a furnace and possibly a post-combustion chamber in which the waste undergo drying, pyrolysis and combustion, a boiler for energy recovery, a section for flue-gas treatment [Antonini, a,b]. [Olsommer et al., 1997] divides an incinerator into two parts: a "radiative" part (95% due to radiation) for the combustion and post-combustion chambers and a "convective" part for the following, evaporators, superheaters, economizers. Incinerators possess in common the difficult characterization of their load and the large variation of its quality. However, according to a statistical study, [Olsommer et al., 1997] provides an estimation of the mean composition of waste and deduces the foreseen energetic power.

Mass %	Chemical formula	Molecular weight (kg.kmol <sup>-1</sup> )	Energetic power (MJ.kg <sup>-1</sup> )
0,291	C <sub>8</sub> H <sub>12</sub> O <sub>4</sub> remain <sub>v</sub>	184	4,175
0,341	C <sub>8</sub> H <sub>12</sub> O <sub>4</sub> remain <sub>h</sub>	98	18,571
0,095	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	28	46,485
0,038	H <sub>2</sub> O	18	
0,235		55	

**Tableau 3:** Chemical and thermodynamical properties of waste components from [Olsommer et al., 1997].

## Modelling of incinerators

Many studies, available as articles or theses, concern the problems of pollutant emission citepMckay02. Modelling by first principles of the different types of incinerators in steady state has also been studied from 1D models [Martin, 2001, Rogaume, 2001, Ryu et al., 2001] up to 2D models 2D [Asthana, 2008, Ménard, 2003] making use of computational fluid dynamics, even 3D [Jakway et al., 1996, Leger et al., 1993]. This modelling in general concerns only the furnace and the post-combustion chamber when it is a grid or rotating incinerator or the whole fluidized bed in the case of a fluidized bed incinerator. The chemical specie considered by [Asthana, 2008] are N<sub>2</sub>, O<sub>2</sub>, H<sub>2</sub>O, H<sub>2</sub>, CH<sub>4</sub>, CO, CO<sub>2</sub>. In general, these models do not predict the formation of dioxines [McKay, 2002]. On the opposite, they allow the modelling of heavy metals and alkali compounds release [Asthana, 2008, Ménard, 2003, Poole et al., 2008] with their proportion in the ashes or under volatile form. The section of flue-gas treatment in general is not considered in these studies as from a point of view of the process, it is independent by coming after the combustion and heater section and by making use of relatively well-known technologies (bag filters, absorbers, neutralization, adsorption, catalytic or non catalytic reduction). from this point of view, the study by [Buonanno et al., 2009] with deals with particulate rejection in the case of an industrial incinerator is rare. Corrosion in heaters related to alkali emissions has been studied by [Becidan et al., 2009]. It cannot be considered that specific sensors exist for incinerators. Nevertheless, some information can be obtained in an original way such as the image of the furnace bed of a grid incinerator provided by an infra-red camera where the information is given as a map of the combustion and laso of the load quality [Yang et al., 2007]. With respect to control, it must be noticed that these models represent only the steady state and that very few authors have studied dynamic problems [Van Kessel and Brem, 1995]. According to us, practically there does not exist any available dynamic model based on first principles.

# Identification and control based of artificial intelligence

Independently of knowledge models, other methods exist for system representation. Among the methods issued from artificial intelligence [Liao, 2005], let us cite the expert systems based on rules, on knowledge of cases, neural networks, fuzzy logic. These methods have been applied to processes operated at high temperature such as cement furnaces, glass furnaces. The attraction of artificial intelligence for these processes and, by extension for incinerators, comes from the complexity of the processes, of loads generally difficult to characterize, of measurements often insufficient as well in number as in variety. According to [Linkens and Chen, 1995a], the fundamental functions of a control expert system are:

1. to replace the routine tasks of the operators and to provide efficient control means for time-varying, non linear processes, subject to numerous disturbances,
2. to take advantage of all the available knowledge and of on-line information,
3. to perform fault diagnostic on the operation and the components of the control system, including actuators and sensors,
4. to be operated in a reliable and convenient way,
5. to increase the amount of knowledge of the process and the performance of the control system,
6. to represent the control knowledge in an efficient manner allowing modification and extension,
7. to maintain the dialog with the user and to provide an explanation the reasoning results, and to obtain the information from the user,
8. to require a minimum quantity of previous knowledge,
9. to have a capacity of reasoning and decision taking in real time.

The knowledge representation in a control expert system contains two parts: the modelling of the system and the maintenance of necessary information and knowledge to perform an intelligent control and supervision tasks [Linkens and Chen, 1995b]. The model can take different forms: mathematical, quantitative, qualitative, causal, fuzzy matrix, rule-based, neural networks. As expert systems associate the expertise of different concerned people: operators, process engineers, control specialists, frequently they are very well accepted. However, as all the methods issued from artificial intelligence, they should not hide the need of being operated inside a qualified software environment.

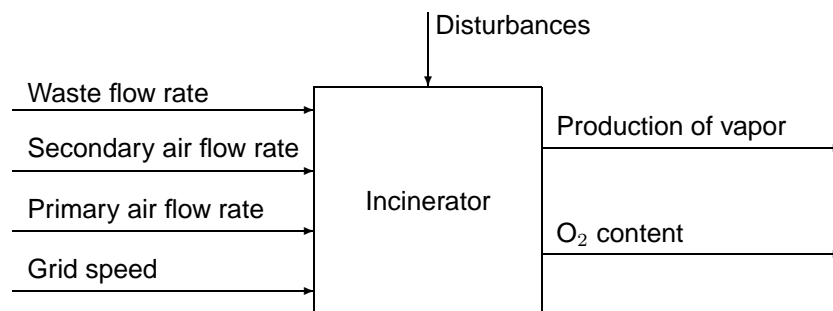
Neural networks can be used for modelling or process control [Hunt et al., 1992, Willis et al., 1992]. They are used in modelling in particular when a knowledge representation is too difficult to be applied [Lennox et al., 2001]. They can be characterized from a statistical point of view. Their interest is to provide a non linear model between manipulated inputs and controlled outputs without requiring the resources necessary to the development of a knowledge model, however the quantity of data to be used for the training of the neural network can be huge and the identified parameters of the neural network have no physical significance. It must be noticed that the data obtained in closed loop can be the source of problems when a control model is to be designed.

Fuzzy logic can be used as well in identification as in control [Babuska and Verbruggen, 1996]. Initially, fuzzy control has been introduced as a method of control design independent from any model and based on the knowledge representation and on the reasoning process of a human operator [Sala et al., 2005]. Fuzzy control is well adapted when the system to be controlled is only partly known, difficult to describe by a classical model, when few measurements are available or when the system is highly non linear [Verbruggen and Bruijn, 1997]. Applications deal in particular with cement furnaces [Gadeberg and Holmblad, 1997, Rosa and Muller, 1990].

The techniques of artificial intelligence according to a hybrid mode, for example by associating fuzzy logic to an expert system. Even if these techniques are frequently cited [Kalogirou, 2003] with respect to identification and control of cement and glass furnaces or incinerators, very few details are available in general. For example, when expert systems are used [Kontopoulos et al., 1997], the rules are not given. [Chen et al., 2009] describes a rare detailed application of an expert system coupled to a multivariable predictive control without constraints. Neural networks are rather used for modelling and diagnostic than for system control. It can be advantageous to associate more theoretical modelling and optimization methods to neural networks [Reh and Ye, 2000]. Fuzzy logic has been used by [Fujii et al., 1997] to reduce CO and NO<sub>x</sub> emissions of municipal waste incinerators by control of the cooling air flow rate.

## Identification and control based on classical control

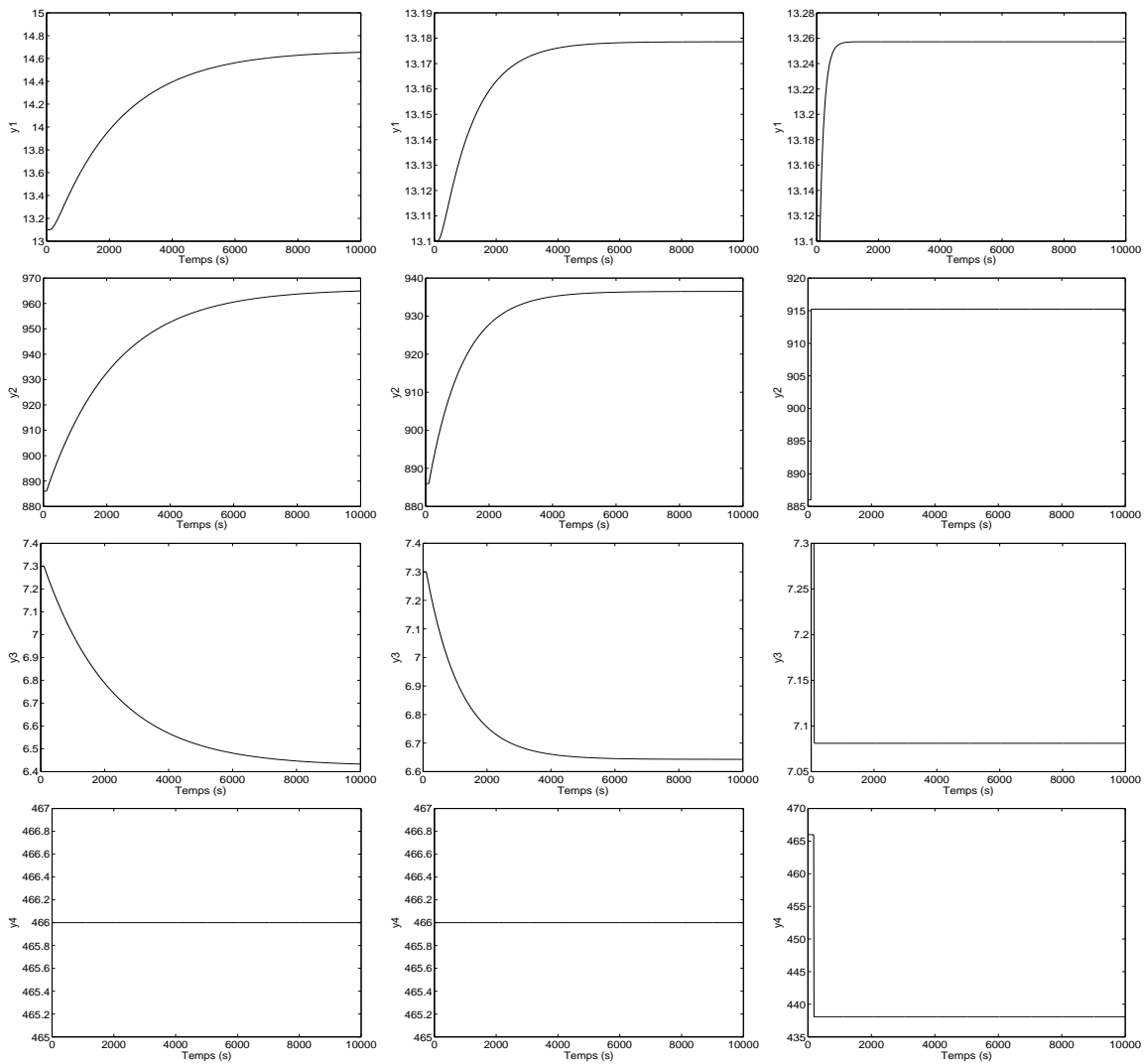
By opposition to the methods of artificial intelligence, classical control possesses methods which are theoretically validated in identification and control, in particular with regard to stability, the multivariable character of control, the optimality of control. However, according to the publications, few applications of theoretical control exist compared to artificial intelligence concerning cement and glass furnaces, or incinerators [El Asri and Baxter, 2004]. The confidentiality related to the industrial processes induces that few details are available whatever it concerns identification or control of the previously cited furnaces. Even if it is theoretically possible, according to us, there still not exist any identification performed by any model, either a transfer function or a state space model, based on first principles models. When the parametric identification of these systems is performed, it is necessarily in closed loop by superposing excitation signals of low amplitude to the manipulated inputs. [Leskens et al., 2002] performs the identification of a municipal waste incinerator by choosing as manipulated variables the waste feed flow rate, the grid speed, the flow rates of primary and secondary air and as controlled variables the production of vapor and the O<sub>2</sub> concentration in the flue gas (Figure 3). Moreover, he describes the identification strategy based on discrete transfer functions by an ARX model in a multivariable framework and in closed loop. The influence of the disturbances such as the load quality on the identification is important.



**Figure 3:** Configuration chosen by [Leskens et al., 2002] for the identification of the incinerator

Sibille and co-workers [Sibille et al., 1994, 2000] provide details concerning identification and control of incinerators. By studying the Chaumont incinerator, [Huselstein, 2003] has identified the transfer functions relating the controlled outputs (vapor flow rate, flue gas temperature, concentrations of O<sub>2</sub>, NO<sub>x</sub>, CO) to the manipulated inputs (waste flow rate, flow rates of primary and secondary air). Indeed, the CO content could not be identified and the NO<sub>x</sub> content only partially because of large noises and important disturbances. From the transfer function matrix, the responses to steps of +10% of the manipulated input  $u_1$  and -10% of manipulated inputs  $u_2$  and  $u_3$  have been simulated (Figure 4) except for the CO content which could not be identified. Thus, the vapor flow rate  $F_{vapor}$  (first row of Figure 4) reacts positively to an increase of the waste flow rate (first column) with a time constant around 2160s, positively to a decrease of the primary air flow rate (second column) with a time constant around 1080s and positively to a decrease of the secondary air flow rate (third column) (negative variation of the input) with a time constant around 144s (largely lower than for primary air). The boiler temperature (second row) reacts positively with a time constant around 2160s to an increase of the waste flow rate, positively to a decrease of the primary air flow rate with a time constant around 1080s and both positively and practically as a step to an increase of the secondary air flow rate. The O<sub>2</sub> content (third row) reacts with the same dynamics (same time constants) but in an opposite direction as the boiler temperature. The NO<sub>x</sub> content (fourth row) could not be identified with respect to the variations of the waste flow rate and the primary air flow rate, it reacts negatively with a delay of around 90s without dynamics to a decrease of the secondary air flow rate. Even if the gains and the time constants necessarily depend on the incinerator, it is likely that these tendencies are relatively close. Table 4 resumes the tendencies of the controlled outputs to variations of the manipulated inputs for the same incinerator.

Based on the input-output identification performed by means of continuous transfer functions, [Huselstein, 2003] presents a control strategy which uses PI controllers and non linear elements. However, it is not Model Predictive Control (MPC) with consideration of the constraints on the manipulated inputs, their variations and even the controlled outputs, as it would have been possible [Wang et al., 1997]. On the opposite, following a rare approach for these systems, [Auchet et al., 2008] uses the first principles



**Figure 4:** Responses to a step of 10% of the manipulated input  $u_1$ , -10% of the manipulated inputs  $u_2$  and  $u_3$  all occurring at  $t = 100$ s. From top to bottom: controlled outputs  $y_1$  ( $F_{vapor}$ ),  $y_2$  ( $T_{boiler}$ ),  $y_3$  ( $C_{O_2}$ ),  $y_4$  ( $C_{NO_{x,c}}$ ). From left to right: successive influence of the manipulated inputs  $u_1$  ( $F_{Waste}$ ),  $u_2$  ( $F_{primary air}$ ),  $u_3$  ( $F_{secondary air}$ ).

and simplifies the model, in view of optimization and control of glass furnaces by MPC-type methods.

## Conclusion

Incinerators constitute a system whose modelling and identification are difficult, in particular because of the variability of the load. In the same way as for many complex systems such as cement and glass furnaces, control systems based on techniques related to artificial intelligence are attractive. Thus, expert systems are issued from a collective reflection to elaborate the rules, make use of various knowledges of all the involved actors, and when they are finalized, in general will be well accepted and even can be the object of successive improvements. However, a rule or a set of rules is only an approximative representation of a system behavior. Due to their black box character, neural networks present the drawback to forbid any interpretation of numerical parameters and impose new identification in case of process modification. Nevertheless, neural networks present the advantage of being able to represent complex phenomena by a model easy to use and computationally fast. They can be used for identification and modelling rather than for control. Fuzzy logic possesses a simple appearance which can be

Input	Output			
	$F_{vapor}$	$T_{furnace}$	$C_{O_2}$	Time response (at 99%)
$F_{Waste} \nearrow 10\%$	$\nearrow 12\%$	$\nearrow 9\%$	$\searrow 12\%$	1800s
$F_{primary\ air} \nearrow 10\%$	$\searrow 0,6\%$	$\searrow 5,7\%$	$\nearrow 9\%$	900s
$F_{secondary\ air} \nearrow 10\%$	$\searrow 12\%$	$\searrow 9\%$	$\nearrow 12\%$	qqs s

**Tableau 4:** Tendencies of an incinerator from a simple dynamic model used by [Huselstein, 2003].

attractive, however it is not suitable for multivariable representation and control. On the opposite, the classical theory of control proposes well established methods, whatever it concerns stability, robustness, optimality. Thus model predictive control (MPC) allows to control large multivariable systems, is optimal, while taking into account the constraints imposed by the process or the user on the manipulated or their variations, even on the controlled outputs. It is very much used in industry, in particular in the petrochemical domain in the complexes cases where a multivariable control is necessary. An important point in the design of a predictive control is that the system identification is a major phase which in general is longer and more delicate than the implementation phase of the control itself. From the studied articles, modelling which essentially deals with the part related to the combustion-pyrolysis of the waste has not yet been used to deduce a dynamic simplified model which could be used in a control framework. However, a dynamic model even complex would allow us to obtain the responses to steps of the manipulated inputs and of disturbances which could be later used as the linear model of a multivariable model predictive control.

Simplified dynamic balances obtained from a more elaborate model or a tendency model approach could be used to process a simple dynamic model dynamique in the state space which later could be used to design an estimator of the quality of the feed waste. In that way, it should be possible to estimate the PCI by a state observer which would provide its estimation at a sufficiently high rate to be used in the framework of a feedforward control, i.e. taking into account the effect of measured or estimated disturbances. In this manner, the PCI estimation would replace the impossible on-line measurement of the load quality. Moreover, even if taken alone, the estimation of the PCI would be an important indication for the operators surveying the combustion. Information coming from video cameras could be integrated as measurements for the observer. It must be noted that the development of an observer of the load quality is a problem independent of the control itself, and that an observer can be used for monitoring and diagnostic.

In summary, the two points which seem of prime importance to me are the design of an observer to estimate the load quality and the implementation of a multivariable model predictive control.

## References

- G. Antonini. Traitements thermiques des déchets - procédés et technologies associées. In *Techniques de l'Ingénieur*, volume G 2051, pages 1–18. Techniques de l'Ingénieur, a.
- G. Antonini. Traitements thermiques des déchets - annexes sur les procédés. In *Techniques de l'Ingénieur*, volume G 2053, pages 1–12. Techniques de l'Ingénieur, b.
- A. Asthana. *Modélisation mathématique de la formation de  $NO_x$  et de la volatilisation de métaux lourds lors de l'incinération sur grille d'ordures ménagères*. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Lorraine, France, 2008.
- O. Achet, P. Riedinger, O. Malasse, and C. lung. First-principles simplified modelling of glass furnaces combustion chambers. *Cont. Eng. Pract.*, 16:1443–1456, 2008.
- R. Babuska and H. B. Verbruggen. An overview of fuzzy modeling for control. *Cont. Eng. Pract.*, 4(11): 1593–1606, 1996.
- M. Becidan, L. Sorum, F. Frandsen, and A.J. Pedersen. Corrosion in waste-fired boilers: a thermodynamic study. *Fuel*, 88:595–604, 2009.

- G. Buonanno, G. Ficco, and L. Stabile. Size distribution and number concentration of particles at the stack of a municipal waste incinerator. *Waste Management*, 29:749–755, 2009.
- X.S. Chen, S.H. Li, J.Y. Zhai, and Q. Li. Expert system base adaptive dynamic matrix control for ball mill grinding circuit. *Expert systems with applications*, 36:716–723, 2009.
- R. El Asri and D. Baxter. Process control in municipal solid waste incinerators: survey and assessment. *Waste management & Research*, 22:177–185, 2004.
- K. Everaert and J. Baeyens. Correlation of PCDD/F emissions with operating parameters of municipal solid waste incinerators. *J. Air & Waste Management*, 51:718–724, 2001.
- S. Fujii, S. Tomiyama, T. Nogami, M. Shirai, H. Ase, and T. Yokoyama. Fuzzy combustion control for reducing both CO and NO<sub>x</sub> from flue gas of refuse incineration furnace. *JSME Int. J. Ser. C: Mech. Syst. Mach. Elem. Manufact.*, 40(2):279–284, 1997.
- K. Gadeberg and L.B. Holmblad. Automatic kiln start-up by fuzzy control. *World cement*, 7-8:229–232, 1997.
- K.J. Hunt, D. Sbarbaro, R. Zbikowski, and P.J. Gawthrop. Neural networks for control systems - a survey. *Automatica*, 28(6):1083–1112, 1992.
- E. Huselstein. *Contributions à l'identification de modèles linéaires à temps continu. Application à la modélisation d'incinérateurs d'ordures ménagères*. PhD thesis, Université Henri Poincaré, Nancy I, 2003.
- A.L. Jakway, A.M. Sterling, V. A. Cundy, and C.A. Cook. Three-dimensional numerical modelling of a rotary kiln incinerator. *Environmental Science and Technology*, 30:1699–1712, 1996.
- S.A. Kalogirou. Artificial intelligence for the modeling and control of combustion processes: a review. *Progress in Energy and Combustion Science*, 29:515–566, 2003.
- A. Kontopoulos, K. Krallis, E. Koukourakis, N. Denaxas and N. Kostis, A. Broussaud, and O. Guyot. A hybrid, knowledge-based system as a process control 'tool' for improved energy efficiency in alumina calcining furnaces. *Applied Thermal Engineering*, 17(8–10):935–945, 1997.
- C.B. Leger, V.A. Cundy, and A.M. Sterling. A three-dimensional detailed numerical model of a field-scale rotary kiln incinerator. *Environmental Science and Technology*, 27:677–690, 1993.
- B. Lennox, G.A. Montague, A.M. Frith, C. Gent, and V. Bevan. Industrial application of neural networks - an investigation. *J. Proc. Cont.*, 11:497–507, 2001.
- M. Leskens, L.B.M. Van Kessel, and P.M.J. Van den Hof. Mimo closed-loop identification of an msw incinerator. *Control Engineering Practice*, 10:315–326, 2002.
- S.H. Liao. Expert system methodologies and applications - a decade review from 1995 to 2004. *Expert systems and applications*, 28:93–103, 2005.
- D.A. Linkens and M. Chen. Expert control systems - i. concepts, characteristics and issues. *Engng. Applic. Artif. Intell.*, 8(4):413–421, 1995a.
- D.A. Linkens and M. Chen. Expert control systems - 2. design principles and methods. *Engng. Applic. Artif. Intell.*, 8(5):527–537, 1995b.
- C. Martin. *Modélisation et critères de combustibilité en incinération combinée de déchets ménagers et de déchets industriels banals*. PhD thesis, Université de Technologie, Compiègne, 2001.
- G. McKay. Dioxin characterisation, formation and minimisation during municipal solid waste (msw) incineration: a review. *Chem. Eng. J.*, 86:343–368, 2002.
- Y. Ménard. *Modélisation de l'incinération sur grille d'ordures ménagères et approche thermodynamique du comportement des métaux lourds*. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Lorraine, France, 2003.

- B. Olsommer, Y. Duperrex, M. Von Spakovsy, and J. Van Gilst. Simulation numérique d'un four d'incinération d'ordures industriel couplé à une chaudière à circulation naturelle. *Revue Générale de Thermique*, 36:135–148, 1997.
- D. Poole, B.B. Argent, V.N. Sharifi, and J. Swithenbank. Prediction of the distribution of alkali and trace elements between the condensed and gaseous phases in a municipal solid waste incinerator. *Fuel*, 87:1318–1333, 2008.
- L. Reh and H. Ye. Neural networks for on-line prediction and optimization of circulating fluidized bed process steps. *Powder Technology*, 111:123–131, 2000.
- T. Rogaume. *Caractérisation expérimentale et modélisation de l'émission de polluants dans l'incinération des déchets ménagers*. PhD thesis, Université de Poitiers, 2001.
- J. Rosa and H. Muller. Recent experience with the fuzzy control system for rotary cement kilns. *ZKG*, 11:29–37, 1990.
- C. Ryu, D. Shin, and S. Choi. Effect of fuel layer mixing in waste bed combustion. *Advances in environmental research*, 5:259–267, 2001.
- A. Sala, T.M. Guerra, and R. Babuska. Perspectives of fuzzy systems and control. *Fuzzy sets and systems*, 156:432–444, 2005.
- P. Sibille, C. Vomscheid, P. Nus, and T. Cecchin. Automatisation de la conduite d'un four d'incinération d'ordures ménagères. *Revue Générale de Thermique*, 389:344–352, 1994.
- P. Sibille, H. Garnier, and M. Gilson. La conduite automatisée des fours d'incinération d'ordures ménagères: une solution à la réduction des rejets de dioxines. *Déchets - Sciences & Techniques*, 17: 17–24, 2000.
- L.B.M. Van Kessel and G. Brem. *A dynamic model of a municipal solid waste incinerator as a tool for process optimization and operator training*, chapter 17. Deutscher Flammentag, Hamburg-Harburg, Deutschland, 1995.
- H.B. Verbruggen and P.M. Bruijn. Fuzzy control and conventional control: What is (and can be) the real contribution of Fuzzy Systems? *Fuzzy sets and systems*, 90:151–160, 1997.
- Q. Wang, G. Chalaye, G. Thomas, and G. Gilles. Predictive control of a glass process. *Cont. Eng. Pract.*, 5(2):167–173, 1997.
- M.J. Willis, G.A. Montague, C. Di Massimo, M.T. Tham, and A.J. Morris. Artificial neural networks in process estimation and control. *Automatica*, 28(6):1181–1187, 1992.
- Y.B. Yang, R. Newman, V. Sharifi, J. Swithenbank, and J. Ariss. Mathematical modelling of straw combustion in a 38MWe power plant furnace and effect of operating conditions. *Fuel*, 86:129–142, 2007.