

(6) 自己回帰モデルを用いた都市ごみ焼却炉システムの解析

ANALYSIS OF MUNICIPAL REFUSE INCINERATOR SYSTEM
BY USE OF AUTO REGRESSIVE MODELS

藤原 健史*、津村 和志*、平岡 正勝*

Takeshi Fujiwara, Kazushi TSUMURA, Masakatsu HIRAOKA

ABSTRACT: This study examines the procedure for development of an autoregressive (AR) model for a municipal refuse incinerator. Development of an effective model requires iteration between identification tests and procedures for selection of model variables and model fitting. Appropriate variables are selected using covariance and spectral density functions. After fitting, the model is evaluated objectively using simulations. Subjective evaluation is accomplished using system analysis procedures including step simulations and calculation of relative power contributions. Ultimate suitability of the model requires an evaluation based on knowledge of the plant. Using these procedures a six variable AR model was developed under low and high load conditions. Based on system analysis the models were found to be qualitatively and quantitatively representative of the actual plant. There was little difference between the models identified at low and high load.

KEYWORDS: Municipal refuse incinerator, Auto regressive model, System identification, System analysis

1. はじめに

プラントを制御するときは、まずプラントのモデルを作成し、そのモデルをベースに制御系を設計することが一般的である。都市ごみ焼却炉では、ごみ質変化が燃焼状態に与える影響を、定性的・定量的に取扱うことが難しいため理論モデルの作成は困難であり、また運転時にはそれが外乱として働くため、ダイナミックな動きを制御することは容易でない。そこで、ごみ質の変化を統計的なものと考え、それに併せてプラントを統計的モデルである自己回帰モデル (Auto-Regressive model、以下ARモデルと呼ぶ) で表し、そのモデルからプラントの制御系を設計することを試みてきた。そして、実際に都市ごみ焼却炉の自動制御実験を行い、長期的な安定性についても確認している。^{1) 2) 3)}

ところで、ARモデルによるプラントの解析・制御は、①同定実験、②ARモデルの作成とシステム解析、③制御系の設計、④制御実験という手順を踏むが、そのうち①と②が研究のほとんどを占める。プラントの動きにどれだけ忠実なモデルを作れるかということが、制御の優劣を左右するからである。最適なモデルを作る上で問題となるのは、①においては実験条件の設定と実験の方法、②においては作成したモデルの評価方法であろう。これらは経験として蓄積されることが多く、体系化されて報告されることは少ない。そこで

* 京都大学工学部衛生工学教室 (Dept. Environ. & Sanitary Eng., Kyoto University.)

本稿では、都市ごみ焼却炉の場合のARモデル作成と解析の方法について整理して述べたい。なお、同定実験の条件については、炉本来の応答特性を知ることを目的とした低負荷時及び高負荷時の手動運転とした。そして、それぞれのARモデルを比較し、負荷が変わると動特性がどのように変化するかを考察した。

2. 手動による同定実験

都市ごみ焼却炉は通常、自動燃焼制御（ACC）で燃焼空気量やストーカ速度を操作し、ボイラ蒸発量を一定に保っている。そのため、ACC作動時のデータを収録しても、それから得られる応答は炉本来の特性を示さないと考えられる。そこで、ACCの働かない状態で手動運転を行い、収録したデータからARモデルを作成することにした。

ARモデル作成のための同定実験では、入力を意識的に揺らしてシステムを励振させ、同時に炉の状態を示す観測値を収録する。計測点はできる限り多くとることにし、表1に示す32点とした。データのサンプリング周期は、燃焼空気からボイラ蒸発量への応答が最も早いことから、その時定数より短い30秒に決めた。データ収録長は十分な長さが必要と考え、手動操作でできる限り実験を続けた結果、3日（8640データ）となった。なお、負荷の設定は120ton/day（定格負荷の60%）の低負荷とした。実験で収録されたデータの一部を図1に示す。

3. ARモデル作成の実用的手法

3.1 ARモデルの理論⁴⁾

ごみ焼却炉プラントは、多入力多出力系であるから、次に示す多次元のARモデルを作成する。

$$X(s) = \sum_{m=1}^M A(m) X(s-m) + U(s) \quad (1)$$

ただし、

$X(s)$ は時刻 s のモデル変数のベクトル $X(s) = (x_1(s), x_2(s), \dots, x_k(s))^T$

$x_i(s)$ は時刻 s におけるモデル変数 x_i の値 ($i=1, 2, \dots, k$; k はモデル変数の数)

$A(m)$ ($m=1, 2, \dots, M$; M はモデル次数) は $(k \times k)$ 次の自己回帰係数行列

$U(s)$ は時刻 s の固有ノイズのベクトル $U(s) = (u_1(s), u_2(s), \dots, u_k(s))^T$ T は転置行列を表す

この式は、現在の状態量を過去の状態量の線形成分の和で表わし、表わすことのできない部分を固有ノイズとして考えることを示している。モデル次数 M と自己回帰係数行列 $A(m)$ はプラントの動きを最も良く表す値に決める必要がある。そこで、赤池による最終予測誤差規範MFPE(M)の値が最小値となる次数を最適なモデル次数と定め、その次数における自己回帰係数を求める。このときモデル次数の候補は、データ長を N とすると、 $2\sqrt{N}/k$ あるいは $3\sqrt{N}/k$ 以下が目安とされている⁴⁾。固有ノイズ $U(s)$ はARモデルあてはめ時の残差系列に相当し、 K 次のホワイトノイズである。その残差系列の共分散行列が、自己回帰係数行列と同時に計算される。これを規格化した行列（以下残差共分散係数行列と呼ぶ）は、変数選択の妥当性を判断するときに使われる。

Table 1 List of Mesurement Signals.

Signal Names	Symbols
IDF負荷量	IDF
燃焼空気総量	FDF
燃焼空気温度	AT2
後燃焼空気温度	AT3
炉冷却空気量	CDF
第一燃焼室ガス温度	GT4
第二燃焼室ガス温度	GT5
ボイラ出口ガス温度	GT6
排ガス量	VGF
ボイラ蒸発量	STM
12%O ₂ 換算NO _x 濃度	NOX
SO ₂ 濃度	SO2
大気温度	ATM
ごみ速度	SI
乾燥空気温度	AT1
乾燥段上ガス温度	GT1
燃焼段前ガス温度	GT2
燃焼段後ガス温度	GT3
排ガス酸素濃度	O2
フィーダ速度	FDS
乾燥ストローカ速度	DTS
燃焼ストローカ速度	CTS
光量信号	KOU
燃焼空気ダンパ	FD1
後燃焼空気ダンパ	FD4
乾燥段下ドラフト	DTD
燃焼段下ドラフト	CTD
後燃焼段下ドラフト	FTD
第一燃炉冷却空気ダンパ	CD1
第二燃炉冷却空気ダンパ	CD2
乾燥空気ダンパ	FD2
乾燥・燃焼空気ダンパ	FD3

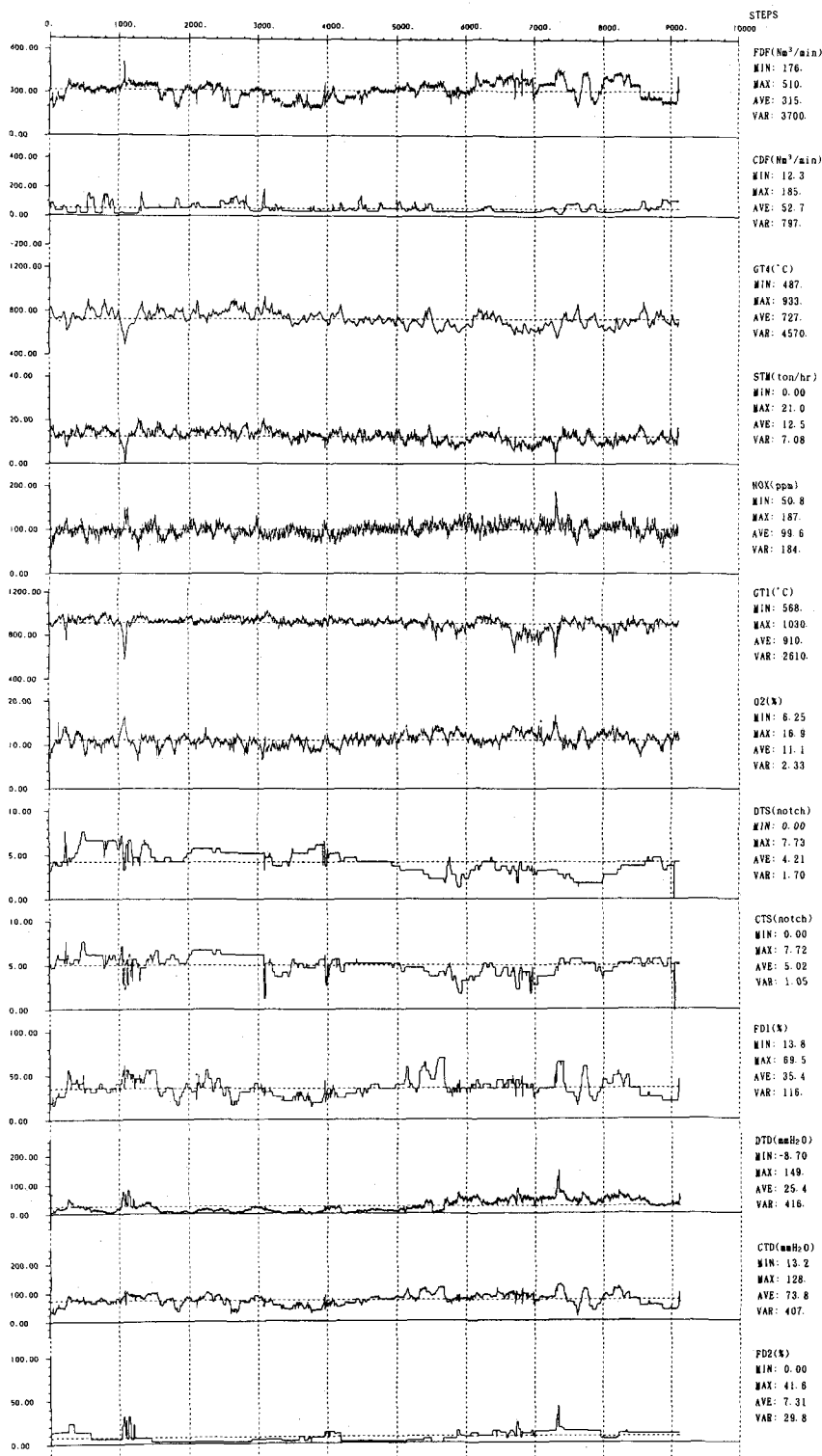


Fig.1 Charts of important variables in the low load identification test.

* Time step is 30(sec).

3.2 ARモデル作成と

解析の手続き

図2に示すフローに従い、ARモデルの作成とシステムの解析を行った。多くの計測点の中から、モデル変数として重要な幾つかの変数を予備的に選び出し、その変数を組合せてARモデルをあてはめる。そして、作成したモデルの妥当性を検証するために、まずモデルの対象に依存しない方法でモデルを評価し、次に確定されたモデルについてシステム解析を行い、モデルから抽出される特徴と我々の持つ経験的知識との間に相違がないかど

うか調べる。各評価の段階でモデルを不適と判断したときは、変数の組合せを変えて再びモデルのあてはめを繰り返す。どうしても良いモデルが得られないときには、同定実験の条件を変えてやり直す。次の4章では、変数選択方法とモデルあてはめの客観的評価について、5章ではシステム解析の方法と経験的知識による主観的評価について説明する。

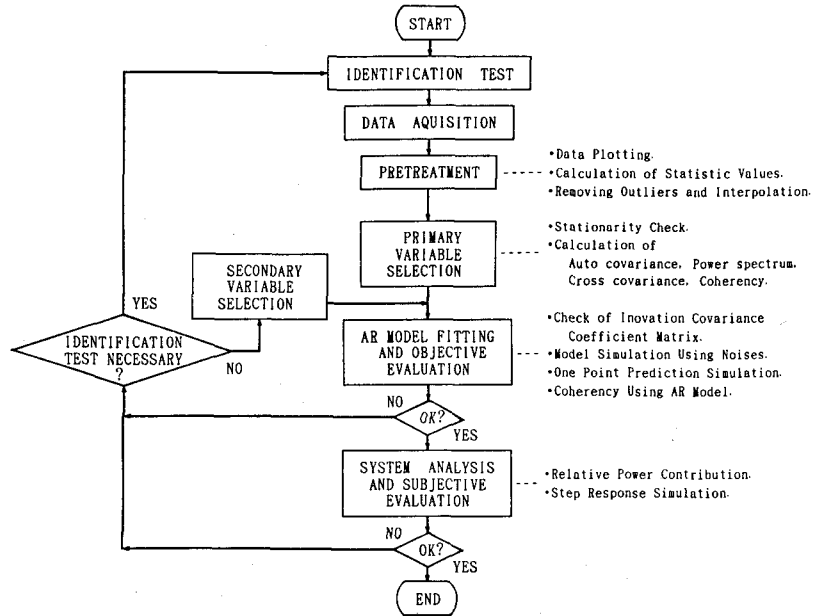


Fig. 2 Procedure for construction of AR model and system analysis using the AR model.

4. ARモデルの作成

ARモデルの変数は、炉内の状態を表す変数（状態変数）と操作する変数（操作変数）に分けられ、状態変数はさらに制御される変数（被制御変数）とその被制御変数の動きを説明する変数（参考変数）に分けられる。本研究の場合、被制御変数はボイラ蒸発量(STM)、12%O₂換算NOx濃度(NOX)（以下NOx濃度と呼ぶ）と決めているので、これらの変数を制御するために操作する、あるいは説明する変数を収録した変数の中から選ぶ。選択は2段階に分け、モデルのあてはめをおこなう前に予備的に変数を選択し（一次選択）、次にARモデルをあてはめた結果を見て再び選択（二次選択）を繰り返した。

4.1 モデル変数の一次選択

一次選択は、モデルあてはめの回数を減らすためにおこなう。まず全ての変数について、モデル変数とする上で最低限必要な次の2つの項目についてチェックした。

(A)信頼性の低い変数は除く

測定時に使用した機器の精度に問題があるもの、測定位置に問題があるもの、またノイズが多く含まれるものは除く必要がある。本来、持っていないはずの特徴が、計測されたデータに見られる場合には、モデル変数に入れないようにした。電氣的なスパイク状ノイズが含まれる程度であれば、補正を行った。

(B)定常時系列であることを確認する

発生機構が時間的に普遍であるような不規則変動現象の観測値系列を定常時系列と呼ぶ。データが定常時

系列であれば、その確率過程の構造を規定することができるため統計解析が可能となり、統計モデルを作成することができる。一般に、変動が以前の動きに左右されない独立な動きを示す場合、その観測値系列は定常時系列であるとされている⁵⁾。本同定実験ではデータ長が高々3日間であるため、季節的な変動や年間のトレンドを考慮しないことにすれば、ごみ質の変動は特殊なごみが投入されない限り定常時系列と言える。一方、操作変数については、定常時系列になるように意識してランダムに動かす必要がある。しかし、手動操作だけでは図1の乾燥空気ダンパ(FD2)や燃焼空気温度(AT2)などのように、どうしても操作頻度の低い変数がでてくる。これらの変数は操作頻度が少ないために、状態変数との関係を規定することができず、誤ったARモデルを作成してしまう恐れがあるのでモデル変数から除いた。

以上を確認の後、制御しようとする変数をすべて被制御変数とし、操作した変数をすべて操作変数とした。そして、残りの変数の中から参考変数を選ぶために、次の方法をとった。

(A)共通の動きをする変数をグループ化し、その中から重要な変数だけを代表させる

対象となる炉の構造や運転の経験から判断して、それぞれの被制御変数に関係の深いと考えられる変数をグループ化し、グループ内で変数の特徴を比較した。そして、同じ動きをする変数が多数ある場合には、それらの変数の中から1変数を代表させることにした。比較方法としては、実験データのチャートや自己共分散関数、パワースペクトルなどの変数個々の特徴をとらえる解析と、相互相関関数(図3)や後述するコヒーレンシー(図4)などの変数間の関係を調べる解析を利用した。その結果、次のように変数を絞りこんだ。

炉温は炉内の幾点かで測定しているが、同じ動きをしている場合が多いので、特に注目したい第一燃焼室ガス温度(GT4)と乾燥段上ガス温度(GT1)だけをモデル変数として残すことにした。乾燥段下ドラフト(DTD)と燃焼段下ドラフト(CTD)は空気の流れを介して、それぞれ乾燥空気ダンパ(FD2)、燃焼空気ダンパ(FD1)との関係が深い。ダンパ開度は直接の操作変数であることからダンパ開度を残し、ドラフトの変数を参考変数から除いた。

(B)代表させた変数の中から被制御変数の周波数特性を説明できる可能性のある変数を選択する

参考変数は被制御変数の動きを説明するための変数であるから、もし被制御変数のパワースペクトルに特殊なピークがあれば、その周波数でピークのある変数を参考変数として検討する価値がある。2変数がどの周波数で相関があるかを調べるためには、コヒーレンシーを利用できる。このコヒーレンシーは、2変数のクロススペクトル密度関数を、
 各々のパワースペクトル密度関数で規格化したものであり、0から1までの値をとる。もしある周波数で、2変数間のコヒーレンシーが0であれば、2変数はその周波数で無相関であることを意味し、1であれば2変数とその周波数で完全な相関を持つことを意味する。これを利用して被制御変数とのコヒーレンシーが特定の周波数で高くなる変数を探ることができる。

逆に、全周波数でコヒーレンシーが高い変数は、共

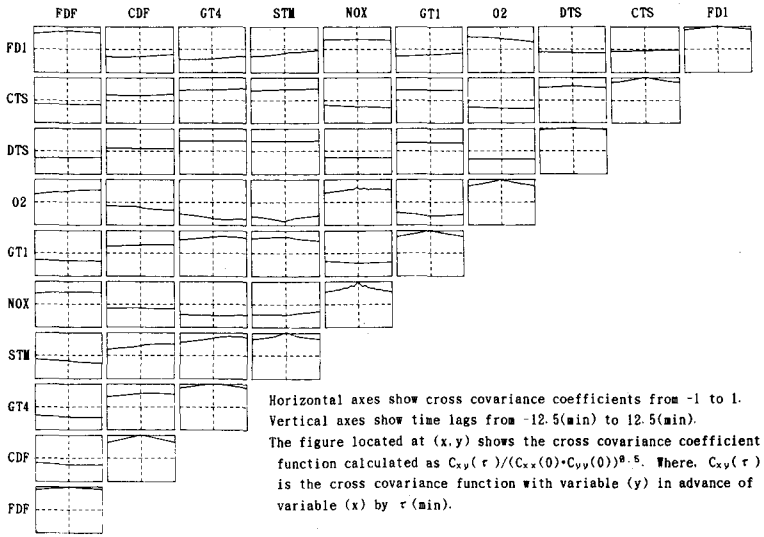


Fig. 3 Cross covariance coefficients between important variables in the low load identification test.

線性が強い。図4は主な変数間のコヒーレンシーである。酸素濃度は、NOx濃度やボイラ蒸発量と全周波数でコヒーレンシーが高く、共線性があると考えられる。

このようにして一次選択では、参考変数として第一燃焼室ガス温度(GT4)、乾燥段上ガス温度(GT1)、酸素濃度(O2)、操作変数として燃焼空気総量(FDF)、燃焼空気ダンパ(FD1)、炉冷却空気量(CDF)、燃焼ストローク速度(CTS)を選んだ。これらの変数は、経験的に見ても炉内状態や運転状況を表す重要な変数である。

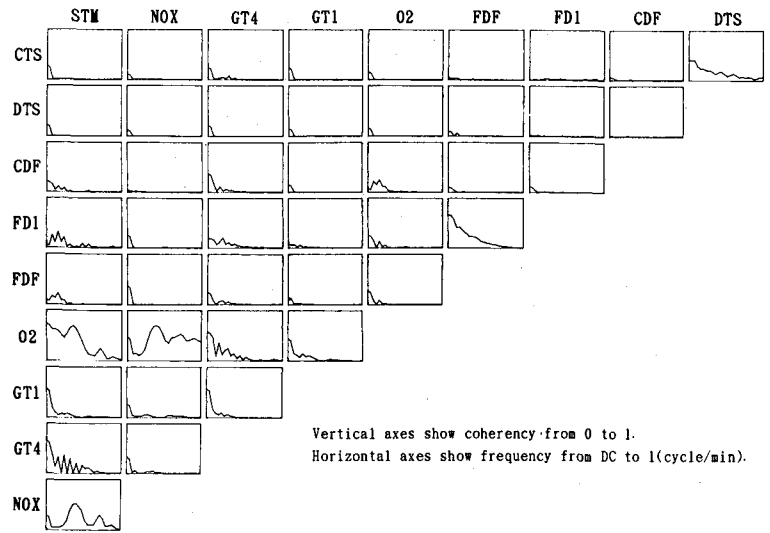


Fig. 4 Coherency computed with actual data using B-T method.

4.2 ARモデルあてはめによる変数選択

一次選択した変数の中から、幾つかの変数を組み合わせてARモデルあてはめを行う。変数がモデル変数として適当かどうかは、異なる2変数間の残差共分散係数を調べることによってわかる。残差共分散係数が大きい変数の組は、共通のノイズ源をもっていることになる。もし、共通のノイズ源を持つ2変数がモデル変数に含まれていれば、5章のシステム解析で述べるノイズ寄与率の計算において、寄与している変数がどちらであるのかを正しく判断できなくなる。特に、操作変数間に共通のノイズ源があれば、制御系が正しく設計できなくなるので避ける必要がある。残差共分散係数が大きくなる理由として、一般に次のようなものが考えられる。

(A) モデル変数以外に著しいノイズ源があり、それが複数の変数に作用している

これまでに述べてきた変数選択の手続きをとれば、被制御変数と操作変数、そして重要と考えられる参考変数は全て一次選択された変数に入っているため、現段階では外部ノイズ源は無いと考える。実際には、ごみ質の変化というノイズ源が考えられるが、ごみ質変化を観測値として直接に捉えることは難しい。参考変数に炉温を入れるのは、ごみ質変化を温度変化で捉えようという意図がある。

(B) タイムステップを大きく取りすぎている

もしタイムステップを大きくとり過ぎると、操作変数から被制御変数への応答がタイムステップ内で起こることになるので、両者の動きに共線性が見られるようになる。操作変数と被制御変数間の残差共分散係数を調べることで、タイムステップの妥当性を判断することができる。

(C) 同じ動きをする変数が、モデル変数として含まれている

残差共分散係数が大きくなる理由を検討し、不必要な変数は除くようにする。一次選択された変数を全てモデル変数としてあてはめをおこなったところ、モデルの次数は16次となった。データ数からモデル次数の候補を計算すると21次以下または31次以下となるから、データ長3日はこのモデルを作成するのに十分な長さであったことがわかる。モデルあてはめと同時に計算された残差共分散係数行列を表2に示す。この行列から残差の相関の有無を判断するが、現在のところ最適な判断基準はなく、経験値にたよっている。基準はモデルを作成する対象によって変わってくることから、残差共分散係数を共線性を調

べる必要度合と考えるべきである。我々は判定基準に0.2という値を使っているが、これはあくまで安全側の目安であり、今までのモデル作成と制御において、0.2を採用して問題が生じなかったためである。表2では0.2以上の値に下線を引いた。操作変数と被制御変数間の残差共分散係数は小さく、上述したタイムステップの問題はないと考えられる。0.2を越える残差共分散

Table.2 Innovation covariance coefficient matrix in the low load identification .

	STM	NOX	GT4	GT1	O2	FDF	FD1	CDF	DTS	CTS
STM	1.00	0.05	0.09	0.15	-0.01	0.03	0.02	-0.02	-0.01	0.01
NOX	0.05	1.00	-0.01	-0.02	<u>0.42</u>	0.01	0.01	0.01	0.00	-0.01
GT4	0.09	-0.01	1.00	0.01	-0.09	-0.04	-0.07	0.00	-0.02	0.02
GT1	0.15	-0.02	0.01	1.00	0.00	0.02	0.02	-0.01	-0.01	0.01
O2	-0.01	0.42	-0.09	0.00	1.00	0.01	0.02	-0.01	0.02	0.01
FDF	0.03	0.01	-0.04	0.02	0.01	1.00	<u>0.24</u>	0.00	0.02	0.02
FD1	0.02	0.01	-0.07	0.02	0.02	0.24	1.00	-0.02	0.04	0.04
CDF	-0.02	0.01	0.00	-0.01	-0.01	0.00	-0.02	1.00	0.00	0.00
DTS	-0.01	0.00	-0.02	-0.01	0.02	0.02	0.04	0.00	1.00	<u>0.36</u>
CTS	0.01	-0.01	0.02	0.01	0.01	0.02	0.04	0.00	0.36	1.00

* Under lines indicate coefficients having absolute value greater than 0.2.

係数は、燃焼空気総量(FDF)と燃焼空気ダンパ(FD1)、乾燥ストーカ速度(DTS)と燃焼ストーカ速度(CTS)、酸素濃度(O2)とNOx濃度(NOX)の組であり、その変数間の関係を調べた。

まず燃焼空気に関しては、燃焼空気総量のうちで燃焼空気量の占める割合が多いため、燃焼空気ダンパを変えると燃焼空気総量は大きく変化する。このことは、図3の2変数間のコヒーレンシーの高さにも表れている。試しに両変数をモデル変数としてARモデルをあてはめたが、ARモデルの評価方法であるステップ応答シミュレーションで、「燃焼空気ダンパを開くとNOx濃度が下がる」という経験に反した結果となった。そこで、燃焼空気総量をモデル変数から除き、ボイラ蒸発量に直接的に影響する燃焼空気ダンパだけで代表させることにした。

次にストーカ速度間の残差共分散係数が高い理由として、オペレータがごみをスムーズに供給するため、フィーダや乾燥ストーカ、燃焼ストーカを連動させて動かしたことが挙げられる。そこで、燃焼に大きく寄与する燃焼ストーカ速度だけで代表させることにした。

最後に、酸素濃度とNOx濃度については、両者のコヒーレンシーに示されるように共線性があり、また、酸素濃度はボイラ蒸発量や第一燃焼室温度とも相関が高い。酸素濃度は炉内の状態を総括してあらわすことのできる変数といえるが、ARモデルでは固有の動きをする変数を入れるべきであることと、直接に制御するのはNOx濃度であることなどから、酸素濃度をモデル変数から除いた。

4.3 ARモデルの評価

ARモデルを作成すると、次に、対象の知識を必要としない客観的な方法で、モデルを評価する。モデルの再現性、予測性、周波数特性の観点からの3つの評価方法を用いた。計算例として、選択された変数のうち乾燥段上ガス温度を除く6変数のARモデルをとりあげた。

(A)ノイズによるモデルシミュレーション

ARモデルあてはめの計算で、モデルの線形部分とノイズが正しく分離されたかどうかを調べる。もし、正しく分離され、線形成分がプラントの動きをよく表しているのであれば、残差共分散行列から計算される、残差と同じ特性をもつノイズ系列を(1)式の $U(s)$ に導入してゆけば、繰り返し計算される状態量 $X(s)$ は、同定実験時のデータと同じ確率分布を示すはずである。図5に同定実験データの一部とノイズによるモデルシミュレーションを示す。両者の振動の周期性を比較すると良く似ており、分散値も近い値を示している。

(B)ワンポイントプレディクションシミュレーション

モデルがプラントの動きをよく捉えているのであれば、現在までのプラントの状態量から予測される1時刻先の状態量は、同時刻のプラントの状態量と良い一致を示すはずである。そこで、同定実験データから連続した M 個の状態量を、(1)式の右辺 $X(s-m)$ に代入して左辺の状態量 $X(s)$ を計算し、その値と同時刻の同定実験データの値とを比較する。図6に同定実験データとワンポイントプレディクションシミュレーションの結

果を同時に示す。予測値と実測値がほとんど重なっており、非常によくあっていることが分かる。

(C) コヒーレンシー

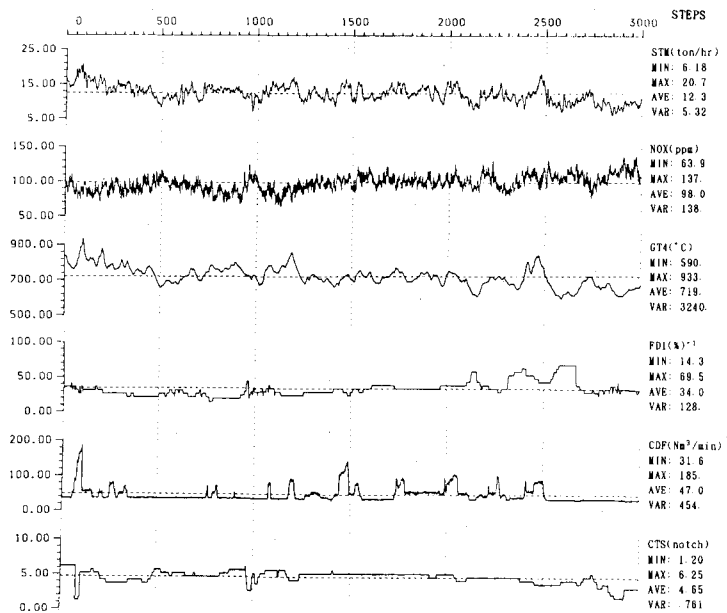
コヒーレンシーは、データから直接計算する方法以外にも、ARモデルから計算することができる。そこで、直接計算したコヒーレンシーとARモデルから求めたコヒーレンシーを比較をすることで、ARモデルが変数間の各周波数における共線性を、そのまま保持しているかどうかを確かめることができる。図7はARモデルから求めたコヒーレンシーであり、図4のデータから直接求めたコヒーレンシーと比べると、よく一致していることが分かる。

5. システムの解析と評価

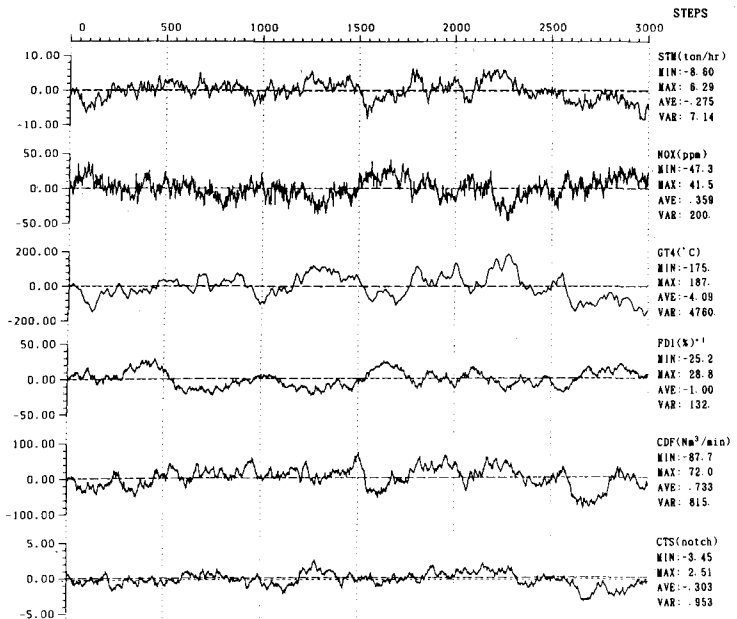
ARモデルの客観的評価が済むと、次に後述するノイズ寄与率とステップ応答によるシステム解析を行う。その解析の結果が、我々の持つ知識と一致しない場合には、モデル変数を再検討する必要がある。

モデル変数の中には、他変数との共通ノイズ源は持たないと同時に寄与もしない変数があり、ノイズ寄与率でこの変数を見つけ出すことができる。乾燥段上ガス温度(GT1)はその例であり、他の状態変数にあまり寄与していないことが判明したため、モデル変数から除いた。最終的にモ

デル変数をボイラ蒸発量(STM)、NOx濃度(NOX)、第一燃焼室温度(GT4)、燃焼空気ダンパ(FD1)、炉冷却空気量(CDF)、燃焼ストロカ速度(CTS)の6変数に決定し、それらの変数でARモデルをあてはめた結果、モデル次数は15次となった。紙面の都合により、以下では、この最終のARモデルについて行ったシステム解析の結果について述べる。



(a) Actual data from the low load identification test.



(b) Model simulation values from the low load identification test.

Fig.5 The results of model simulation using noise input.

5.1 ノイズ寄与率

ACCは、ボイラ蒸発量を一定に維持するためのフィードバック制御であり、また手動運転時においても、オペレータがボイラ蒸発量、炉温、炉内の炎の状態を見て操作するというフィードバック制御が働いている。一般に、フィードバックが働いている系では、原因と結果の因果関係が不明瞭である。例えば、ボイラ蒸発量がある時に変化し、その原因がストーカ速度や燃焼

空気ダンバの操作であったとしても、さらにその操作の原因が過去のボイラ蒸発量の変動ということがありうる。このように、各変数の変化は、フィードバックループを巡って全ての変数に伝えられており、特定変数間の真の寄与を決定することは困難である。そこで、ある変数の最初に起こる変化が、フィードバックループを通して、最終的に個々の変数へどれだけ影響を与えるかを調べることにする。ここで、最初に起こる変化とは変数の固有ノイズなので、固有ノイズのスペクトルが各変数にどのように分配されるか示せばよい。あるいは、分配されたノイズのスペクトルがその変数のスペクトルの一部となっていることから、ある変数のスペクトルを各変数の固有ノイズからの配分に分解して表示すれば、個々の変数からの寄与として理解しやすい。これを相対パワー寄与率 (Relative power contribution)、またはノイズ寄与率と呼ぶ⁴⁾。

図8は、横軸に直流から1/1(cycle/min)までの周波数を取り、縦軸に各周波数におけるノイズ寄与率を示している。例えば図8(a)の図中で、FD1としてハッチングされた部分は、各周波数において燃焼空気ダンバ(FD1)の固有ノイズがボイラ蒸発量(STM)に対して寄与するスペクトルを、ボイラ蒸発量全体のスペクトルで割った値を示している。各ハッチング部分は見やすいように等間隔をおいてプロットしており、横軸に平行な点線の間隔は0.1(10%)を示している。なお、直流とは周波数が無限大、すなわち周期変動が無い成分であり、定常値に相当する。この図から各状態変数について次のことがわかる。

(A)ボイラ蒸発量

直流において、ストーカ速度、燃焼空気ダンバから寄与があり、燃焼空気ダンバは1/3(cycle/min)より低周波で寄与している。

(B)NOx濃度

直流において、ストーカ速度とボイラ蒸発量からの寄与が大きい。1/3(cycle/min)の周波数を中心にボイラ蒸発量からの寄与が見られるが、ボイラ蒸発量はNOx濃度に直接影響することはないので、酸素濃度を通じて両者は同じ動きをすると考えられる。そのため、ボイラ蒸発量の1/3(cycle/min)を中心とする周波数の成分が安定すると、NOx濃度も安定する可能性がある。

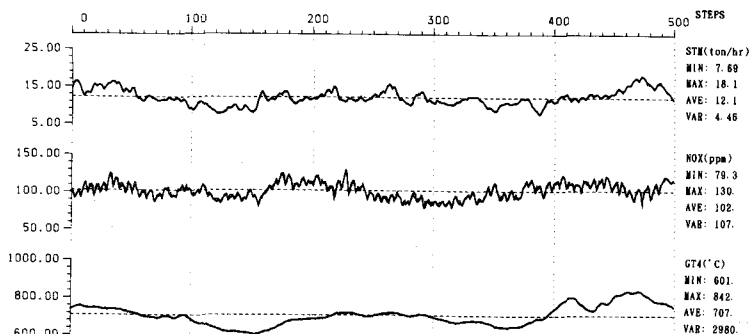


Fig. 6 The results of one point ahead prediction simulation.

Bold lines show actual data. And thin lines show simulation values.

* Time step is 30(sec).

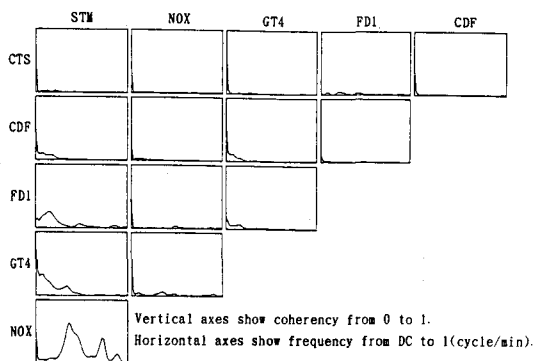


Fig. 7 Coherency computed using the AR model.

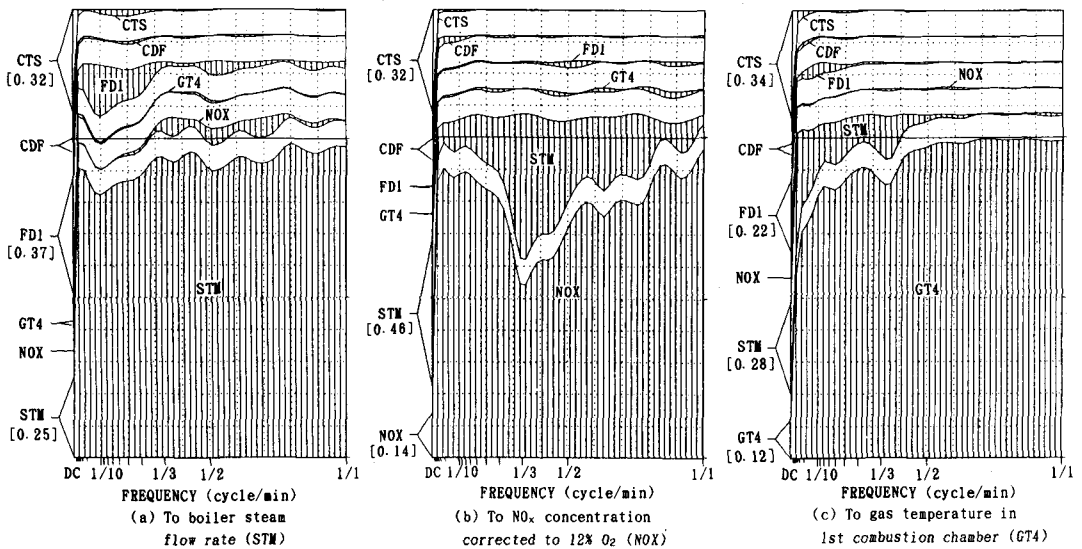


Fig. 8 Relative power contributions in the low load identification test.

Relative power contributions from each variable are shown as hatched areas. Vertical divisions are 0.1(10%). Spacing between hatched areas is to improve clarity only. (total contribution from all variables cannot exceed 100%) Values shown under variable name on ordinate are contributions at DC. Horizontal axes show frequency from DC to 1(cycle/min).

(C)第一燃烧室ガス温度

直流においてストーカ速度、燃烧空気ダンパ、ボイラ蒸発量からの寄与が大きい。1/2(cycle/min)より低周波でボイラ蒸発量からの寄与が大きい、これは(B)で述べたボイラ蒸発量のNO_x濃度に対する寄与と同じ理由による。

以上から、燃烧ストーカ速度は、直流に近い周波数でボイラ蒸発量、NO_x濃度、第一燃烧室ガス温度に寄与し、燃烧空気ダンパは周波数が1/3(cycle/min)より低周波でボイラ蒸発量に大きく寄与していることがわかった。

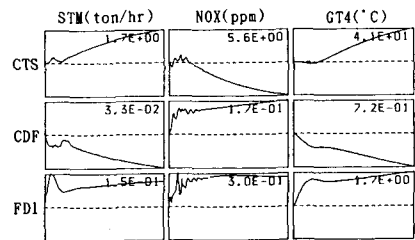


Fig. 9 Simulation results for step response in the low load identification test.

These figures show the step responses of state variable written on the top to step changes in manipulated variables written on the left. Dotted lines show steady state values for the state variables. Values in figures show difference between steady state value and maximum (or minimum) of vertical axis. Horizontal axes show time from 0(min) to 120(min).

5.2 ステップ応答

プラントの応答を知るために、ステップ応答の実験がよく行われる。もし、応答が速やかで、操作変数を一定値にホールドすることが可能であり、かつノイズが入りにくいシステムであれば、操作変数をステップ変化させるだけで明瞭な応答を得ることができるが、都市ごみ焼却炉の場合には、これらの条件を満たしていない。しかし、いったんARモデルを作成してしまえば、そのモデルからステップ応答を計算することは容易である。(1)式の両辺の状態量 $X(s)$ のなかで、特定の操作変数だけステップ変化させ、ノイズベクトル $U(s)$ をゼロとして、1時刻先の変数ベクトルを次々と計算することにより、図9を描いた。横軸に示される変数が、単位量だけステップ変化したときの各変数の動きを、横に並べ示している。点線は定常状態で、図中の数値は定常値とスケールの最大、最小までの差の絶対値を示す。この図から、各変数をステップ変化させたときに、燃烧状態は次のように変化することがわかる。

(A)燃烧ストーカ速度

ボイラ蒸発量はゆっくり増加し、少し遅れて第一燃焼室の温度が徐々に上がる。このとき、NOx濃度はゆっくり下降する。ごみが供給されて燃え始めるまでには時間遅れがあるために、ボイラ蒸発量や炉温の上昇は遅い。NOx濃度が下がる理由は、燃焼が盛んになるにつれ、酸素の需要が増えて酸素濃度が低くなることと、燃えきり点が下流へ移動するために、後燃焼段上で空気の吹抜け量が減少することが考えられる。

(B) 炉冷却空気

ボイラ蒸発量は急に減少し、第一燃焼室の温度も下がる。このとき、NOx濃度は急激に上昇する。冷却空気は燃焼室へ直接吹き込まれるために、ガス温度を急激に下げるとともに酸素を供給してNOx濃度を上昇させる。

(C) 燃焼空気ダンパ

ボイラ蒸発量は急激に増加し、第一燃焼室の温度は徐々に上昇する。このとき、NOx濃度は急激に上昇する。燃焼空気がボイラ蒸発量に速やかに応答することは、ノイズ寄与率で燃焼空気の高周波での寄与ですでに示されている。

以上のことから、制御方法として次のことが考えられる。ボイラ蒸発量を安定にし、しかもNOx濃度を下げるためには、ストロカ速度を操作して、常時、適量のごみを供給しなければいけない。そのとき、単に燃えきり点を一定の位置に維持するのではなく、燃焼状態の変化を予測したごみ送りが必要である。NOx濃度を抑えるためには、空気の絶対量を減らし、ボイラ蒸発量の変動を抑えるためには、燃焼状態に早く応答する燃焼空気量を操作する。炉冷却空気は、炉内が高温時のみ使用するとよい。

6. 考察

変数選択の結果、都市ごみ焼却炉を最もよく表すモデルは、6変数から構成されるシンプルなモデルとなった。モデルがシンプルであればあるほど、動き方を理解しやすく、また間違ったモデルを作る危険も少ない。さらに精度の良いモデルを探すために、シンプルなモデルをベースにして、モデル改善が期待できる変数を1つ加えて再びモデルを作成した。そして、そのモデルとベースを比較して、もし精度が向上していれば、そのモデルを新たにベースとすることにした。これを繰り返して最適なモデルを探せば、妥当な動きを

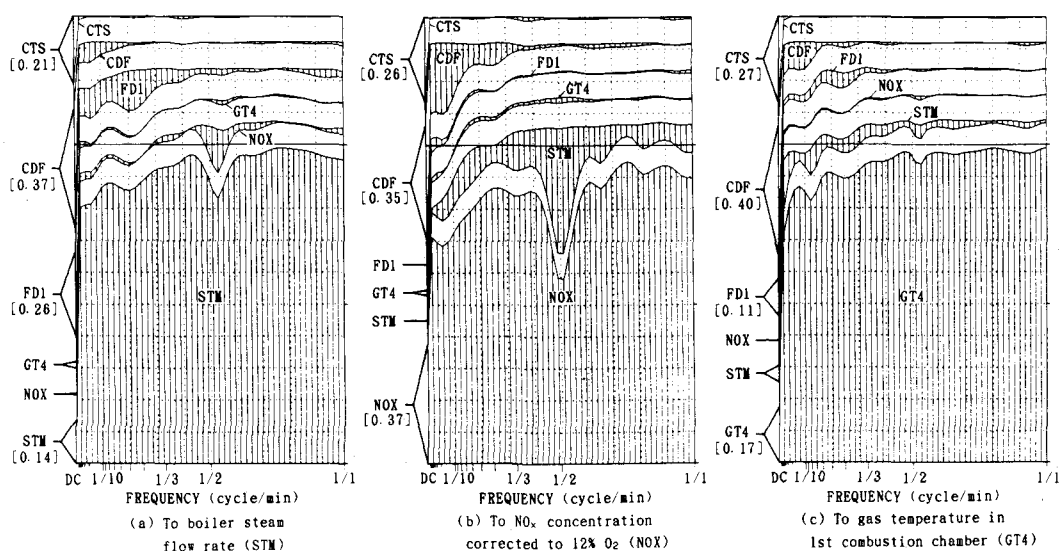


Fig.10 Relative power contributions in the high load identification test.

Relative power contributions from each variable are shown as hatched areas. Vertical divisions are 0.1(10%). Spacing between hatched areas is to improve clarity only. (total contribution from all variables cannot exceed 100%) Values shown under variable name on ordinate are contributions at DC. Horizontal axes show frequency from DC to 1(cycle/min).

し、かつ多くの情報を含むモデルが見つかる。本研究では新たにモデル変数を加えても、モデルの精度が上がらなかったため、6変数のモデルが最適と考えた。

選択されたモデルやモデルの次数が運転条件に依存するかどうかは関心のある問題である。そこで負荷を200ton/day（定格負荷）に上げて、再び手動の同定実験を3日間おこない、同様の方法でARモデルを作成した。モデル変数は低負荷と同じ6変数であり、モデル次数は16次で低負荷のARモデルの次数とほぼ等しくなった。高負荷時のノイズ寄与率及びステップ応答シミュレーションを図10と図11に示す。ノイズ寄与率を比較すると、高負荷時には1/3(cycle/min)より低周波で、炉冷却空気量からの寄与が大きいたことがわかる。これは、高負荷時に炉冷却空気を頻繁に吹き込む必要があり、高い周波数の成分が正しく同定されたためと考えられる。また、ステップ応答シミュレーションを比較すると、炉冷却空気量は低負荷時に炉温を2時間にわたりゆっくり下げるのに対し、高負荷時には約15分で冷却効果のピークとなる。炉冷却空気量は、高負荷時の瞬間的なボイラ蒸発量や炉温制御に向くと言える。また、ストーク速度と燃焼空気ダンパの状態変数に対する応答については、負荷が変わっても変化は見られない。

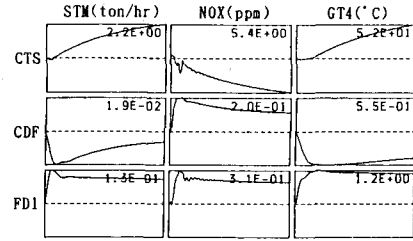


Fig. 11 Simulation results for step response in the high load identification test.

These figures show the step responses of state variable written on the top to step changes in manipulated variables written on the left. Dotted lines show steady state values for the state variables. Values in figures show difference between steady state value and maximum (or minimum) of vertical axis. Horizontal axes show time from 0(min) to 120(min).

7. さいごに

信頼できるモデルは、我々の持つ知識の基本的な部分を含んでいなければならない。そのため、ARモデル作成の基本的条件を満たすと同時に、モデルの持つ特徴が経験的知識と一致するようにモデル変数を選んでいった。すなわち、まず1変数の統計解析や2変数間の関係からモデル変数の一次選択を行い、次いで変数を組み合わせてARモデルをあてはめ、その残差共分散係数を調べ、各種シミュレーション、システム解析の結果を評価することにより、最適な変数で構成されるモデルを見つけた。結果として、モデル変数の少ないシンプルなARモデルが得られ、負荷条件を変えてもモデルがそれほど変化しないことを確認した。この変数選択の作業を通じ、付随的に各変数についての理解が深まり、そこで得られる知識がノイズ寄与率やステップ応答と同様に、制御系を考えるときの役立つ情報となる。このようなデータ収録から解析までの一連の作業を効率良く、またシステムティックに行えるように、TIMSAC⁴⁾をベースにデータ処理やグラフィック処理を強化した統計解析・制御プログラムパッケージSACCESSを開発している。本研究ではそれを利用した。

参考文献

- 1) M. Hiraoka, K. Tsumura, T. Fujiwara, K. Takaichi, S. Tsujimoto, "COMPUTER CONTROL SYSTEM OF THE REFUSE INCINERATOR BY USE OF THE MULTIVARIATE AUTOREGRESSIVE MODEL," World Congress III of Chemical Engineering (1986).
- 2) 藤原健史、津村和志、平岡正勝、高市克己、辻本進一、"都市ごみ焼却炉のACCとAR制御の協調による蒸発量及びNOxの同時制御に関する研究、" 環境衛生工学研究 1、17-25(1987)
- 3) 平岡正勝、津村和志、藤原健史、高市克己、辻本進一、"自己回帰モデルによる都市ごみ焼却炉の高温燃焼制御技術の開発、" 京都大学環境衛生工学研究会第10回シンポジウム講演論文集、328-333(1988)
- 4) 赤池弘次、中川東一郎、ダイナミックシステムの統計的解析と制御 (サイエンス社、東京、1983) 58.
- 5) J. S. ベンダット、A. G. ピアール、訳 徳丸英勝ら、ランダムデータの統計的処理 (培風館、東京、1983) 230.