

## <連載>

# 第3回 多変数制御

## Multivariable Control

中川東一郎\*

Toichiro Nakagawa\*

本連載第1回、第2回において、多変数制御とこれに対応する数式モデルの概要について述べた。今回はその中で、DC制御（直流分制御）とMPC（Model Predictive Control）及びPLS（Partial Least Square）について述べ、更に定量定性両面にわたる多変数制御についても触れてみたい。

### 1. モデル予測制御（MPC）<sup>1-3)</sup>

現代制御理論による制御は、ダイナミックプログラミングによる最適制御手法が定番となっているが、その後このMPC法が制御手法として浸透してきた。Fig. 1は、この概念図である。

この制御手法は、モデルにより現時点以降の制御入力を予測し、その動きが別に設定した参照軌道に出来るだけ近付くような操作入力系列を求め、実際の操作は、最初のステップ入力を制御対象に印加し、これらをステップごとに繰り返す制御法である。

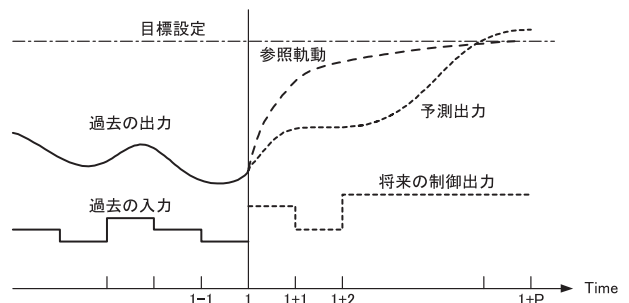
この制御手法は、その考え方が、従来現場でオペレータが行ってきた動作に則っているから、分かり易く予測というフィードフォワード機能と、各制御ステップ毎に原点に立ち返って制御を繰り返すというフィードバック機能も兼ね備えているという安心感と安定性による所が大で、大変現場的で実際的であるという事がいえ、これが今何故MPCが注目されるのかという問いに対する答とも言えよう。オペレータは、プロセスが今後どのように推移するかを予測し、こうするとこうなるのであろうという経験のもとに今後の数ステップの操作入力を考え、1ステップ毎に操作入力を与えながら、ヒューリスティックに操作を繰り返してゆくのが一般的である。即ち、プロセスの状態の観測、制御変数の動きの予測、操作量の決定の手順が繰り返し行われ、1ステップ毎に予測制御動作を見直し修正を行う事の繰り返して、MPCは

まさにこのような動作を行っているのである。即ち、ともすればありがちな初めに制御理論ありきでなく、初めにプロセスありきである起点が、MPCを大きく持ち上げた主要原因のように思われる。ここで使用するモデルは、ステップ応答モデル、パラメトリックモデル等の入力関数として出力が計算できるものであれば、どのようなものでも良いわけで、線形、非線形を問わないで構築できる。このようにMPCは、

- 1) 制御アルゴリズムが直感的で理解し易い。
  - 2) 多変数系への拡張が容易である。
  - 3) フィードフォワードとフィードバックの両方の機能を持つので安定性がある。
  - 4) 入出力系の関数モデルならば、何でも応用できる。
  - 5) 無駄時間系にも対応できる。
  - 6) 積分制御機能も有する。
- 等の特色が挙げられる。

なお参考までに追記すると、以上をシステムチックに行う方法に、Diophantine方程式を使った方法<sup>4)</sup>がある。

これは、時間領域の理論と周波数領域の理論とが融合した方法で、設計手順がDiophantine方程式を解く事に帰着させている。最終的に予測は、プロセスの現在の状態+プロセスの過去の入力+プロセスの未来の入力より



\* 〒368-0012 埼玉県秩父市滝の上町 5-21  
TEL: 0494-22-1047

Fig. 1 MPCの概念図

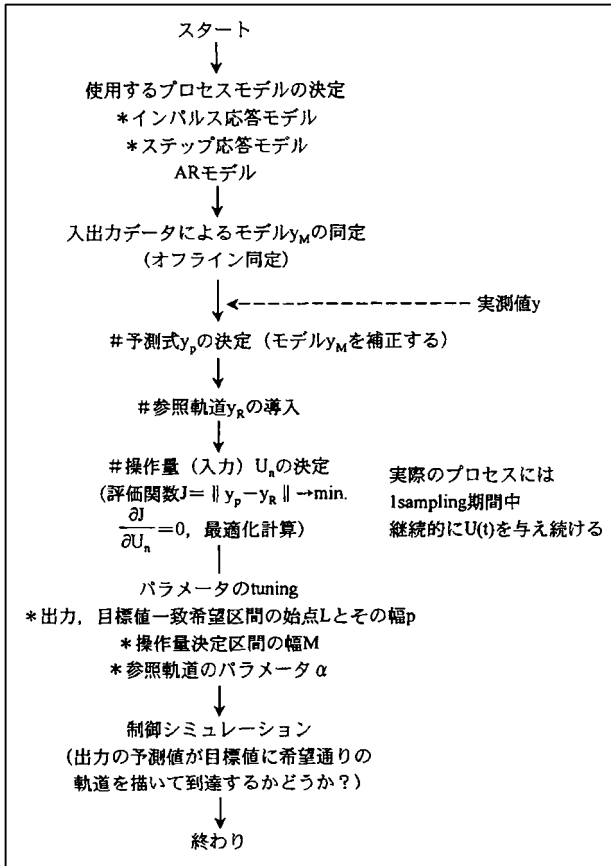


Fig. 2 モデル予測制御シミュレーションのためのフローチャート

求められる。以上のように MPC の基本的概念は、モデルがあれば入力の時系列を与えることにより出力の時系列を予測することが出来る一方、モデルを逆に使って望ましい出力の時系列を与えて、これに出来るだけ近い出力を実現する入力の時系列を求めることもできよう。

Fig. 2 は MPC のシミュレーションのためのフロー図を示す。Fig. 2 に示すようにいろいろのパラメータの調節が必要であるが、裏を返せばこの自由度の中で現場現場にマッチした整合性をとる事が出来ると言う事にもなる。

## 2. 直流分制御

時系列モデル、例えば自己回帰モデル (AR モデル) の場合、同定は平均値からの時系列偏差値に対して行われており、平均値の動きについては触れていない。

即ち同定は実は、

$$(Y(n) - Y_0) = \sum A(m)(Y(n-m) - Y_0) + \sum B(m)(X(n-m) - X_0) + \epsilon(n)$$

の形で行われている。ただし、 $X_0, Y_0$  はそれぞれ  $X, Y$

の平均値ベクトルである。従って  $X(n), Y(n)$  の基準値を  $X_S, Y_S$  にとって、

$$(Y(n) - Y_S) = \sum A(m)(Y_S - Y_0) + \sum B(m)(X_S - X_0)$$

が成立しなければならない。このため任意の制御ベースとして  $X_S$  を与える場合、対応する出力の設定値  $Y_S$  は、

$$Y_S = LX_S + B$$

$$\text{但し、} L = (I - \sum_{m=1}^M A(m))^{-1} (\sum_{m=1}^M B(m))$$

$$B = Y_0 - LX_0$$

によって与えられるものでなくてはならない。計算機により AR モデルによる多変数制御をしている時、この手法は積分機能がないため、オペレータはこれによるオフセット等のため勝手な判断で何か 1 つの変数の設定値を少し手加減する事がある。この補助的な何気ない操作は、実はプロセスのその変数に対してステップ状の印加をしているわけで、この場合他の変数の設定値もシフトせねば、プロセスの全体の平衡点は保たれなく、このままではプロセスに攪乱を与えた事になり、系は乱れることになる。この辺りのところをセメント回転窯プロセスを例に簡単に述べてみよう。1 つの変数の平衡点が変更されると、他の変数のベクトルに対して新しいそれぞれの平衡点へのシフトが必要であるが、ベクトルの各平衡点へのシフトのため設定値を一度に変えると、過渡的に系が乱れるので、徐々にそれぞれの新しい設定値へもってゆく追従制御が必要となる。プロセスモデルを、

$$\Delta Y(n) = \sum_{m=1}^M A(m)\Delta Y(n-m) + \sum_{m=1}^M (B(m)\Delta X(n-m)) + \epsilon(n)$$

$$\text{但し、} \Delta Y(n) = Y(n) - \bar{Y}_0$$

$$\Delta X(n) = X(n) - \bar{X}_0 \text{ とする。}$$

この時の状態空間モデルを次式とする。

$$\Delta X(n) = \Phi \cdot \Delta X(n-1) + \Gamma \cdot \Delta Y(n-1) + \sum \epsilon(n)$$

$$\Delta Y(n) = H\Delta X(n)$$

上式より追従制御への数式展開例のシミュレーションの例をあげると、セメント回転窯の設定値を +1rpm だけ変更した時の場合、これに伴う他の変数の設定値の移動をみてみよう。即ち、Fig. 3 は、1 つの変数の設定値変更により、他の変数の平衡点の変化を示すシミュレーション図である。このように AR モデルのように直流分までゲインのあるモデルをベースとしている事を認識しておくべきである。

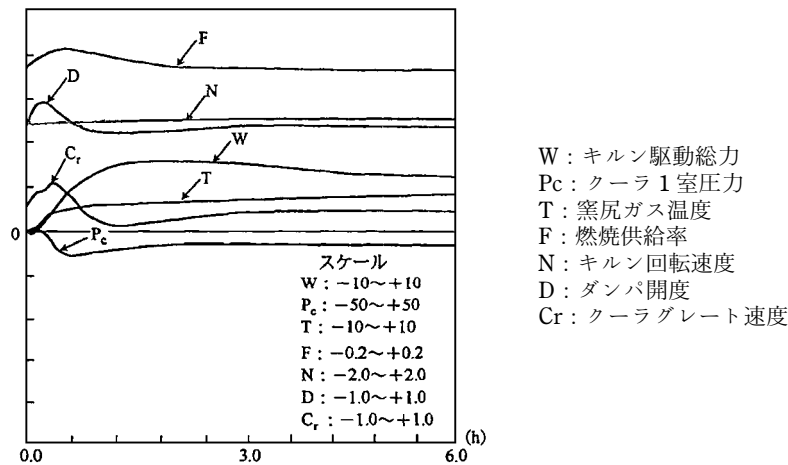


Fig. 3 設定値変更シミュレーション

### 3. PLS (Partial Least Square)<sup>3,8)</sup>

PLSとは、ケモメトリックス (Chemometrics) と呼ばれる情報処理手法の一つであり、データの持つ本質を損なわずに、情報を圧縮して小さな次元空間に変換する機能を持っている。パラメトリックモデル (AR モデル等) のパラメータ推定には、最小自乗法が用いられるが、この場合特に注意すべき点の一つに、多重共線性 (Multiple Collinearity) の問題がある。共線性は仮定したモデルの説明変数間の線形のことであり、この共線性が強いと、最小自乗法の使用を前提とする限り、これにより求めたパラメータは極めて不安定となり、同定計算のたびにパラメータの値は大きく乱れ、モデルとして使用する事は不可能である。共線性が起こる場合は、多くの変数を取り込み過ぎたり、あるいは変数が低周波で静的要素の強い場合や、比例制御を実施中の同定等いろいろ考えられる。

このために制御量の出力に白色雑音を付加して入出力間の線形関係を崩しておいてデータを取るとかの方法があるが、熱炉のような熱容量の大きなプロセスでは、印加雑音を大きくしてプロセスを余り乱しては、生産上でも特性上でも不可で、逆に印加雑音が小さいとプロセスの大容量に吸収されて出力に影響が出て来ないので使用目的が達成されない。しかも多入出力系の同定では、複数の統計的に独立した  $M$  系列信号が必要になるが、この異なる  $M$  系列信号の統計的独立性 (無相関性) については明らかでなく、使用については十分な配慮が必要であろう。Table 1 は、PLS による AR モデル (これを PLS-AR モデルと呼ぶ事にする) で、次数  $M=3$  のモデルが得られた。この時の当てはめの正規化された残差共分散行列の行列式の値は 0.5971 であった。

同じデータを使った最小自乗法による AR モデルでは、次数は  $M=1$  で、この時の残差共分散行列 (正規化) の行列式の値は 0.2426 である。AR モデルでは各変数の持つ雑音源は互いに独立と仮定されるから、この時の残差共分散行列 (正規化) の行列式の値は 1 になる。

従って PLS-AR モデルの各変数の雑音源の独立性は約 60% であるのに対して、最小自乗法による AR モデルでは約 24% と考えられる。

PLS-AR モデルと従来の AR モデルとの各変数の相対的寄与率の比較図を Fig. 4 に示す。ここで Siltac-AR モデルとあるが、これは従来の AR モデルを示す。Fig. 5 はそれぞれのモデルのシミュレーションを指す。PLS 回帰法では、被説明変数の PLS 成分の潜在的変数要素が重要な働きをなしている。PLS を Projection to Latent Structure と呼ぶ場合もある。

次いでここで一言お断りしておきたいが、一般的に多変数制御とはプロセスの計量的入出力データに対し、統計的解析により同定し、制御設計を行う事が定番であるが、熱炉プロセスや遅延分布定数系等では定量的多変数制御は現場環境や計測問題等により全面的にはカバーできず、この不都合領域や部分をファジィ制御、エキスパートシステム、インテリジェントシステム等の手法により補完する事が多い。従って、ここでは多変数制御を定量定性両面の変数にまで拡張して、広義の多変数制御として取扱うことが実際的であるという見地から、以下ではこの趣旨の下に本文をしたためていく事をご了承願いたい。

### 4. AR モデルをベースとしたファジィ制御<sup>3)</sup>

AR モデル等による実プロセス制御を行う場合、熱炉のような環境下では、何時の日か運転計測データの  $S/N$

Table 1 PLSによる同定結果

```

**** Projection to Latent Structure (PLS) ****

      i   name      平均      標準偏差      分散
      1   Y1      1151.32616    6.41291      41.12543
      2   Y2      9275.28345   384.21384   147620.27190
      3   Y3      1533.57571     .88601      .785014
      4   U1      422.32283     10.78945    116.412152
      5   U2      3361.52565    29.28860    857.822316

LAG=3   a=15

m =1
      1. 414797      -3.472827      6.584563E-02   -1.270267E-02   -7.168522E-04
     -42.575813      .811318      4.611464      -2.121035      2.509515
      .150124      3.415931E-05   1.042215      -5.621849E-02   1.885823E-02
      3.681933      9.097714E-04   -.805709      .969619      .1976024
     -2.659535      8.905708E-03   -2.838530      -.220126      1.274666

m =2
     -393560      -4.564976E-05   -6.717109E-02   4.533088E-03   -2.298142E-03
    40.020203      -.308662      -2.949668      -1.285222      1.864879
      .137662      5.235600E-05   -.623649      6.013638E-02   -7.939818E-03
     -7.200659      2.349510E-03   1.374828      -.364620      -.192991
      5.540371      2.995926E-03   3.108572      .605413      -.627830

m =3
     -7.758815E-02   -8.599152E-05   -4.437232E-02   -1.178042E-03   4.350142E-03
      4.829979      .348521      16.869027      .404671      -2.037137
     -.226188      8.040603E-05   .404967      -2.698057E-02   4.933641E-03
      3.623635      3.393474E-04   .840930      .118955      .056532
     -3.021326      1.928779E-03   -2.493064      -.4085331      .1320894

**** 誤差の共分散行列 (Normalized) ****
      1      -5.166732E-02   -9.367690E-02   -.2534381   -.3685351
     -5.166732E-02      1      -6.212190E-03   .4624080   8.5614627E-02
     -9.367690E-02   -6.212190E-03      1      6.2568989E-02   .18983240
     -.253438      .462408      6.2568989E-02      1      4.8014703E-02
     -.368535      8.561463E-02      .189832      4.8014703E-02      1

      i      残差率 (%)
      1      5.893062E-02
      2      12.509767
      3      19.690485
      4      7.799769
      5      3.869047

MAIC = 817.771918

最適AIC LAG = 3 MAIC = 817.771918
採用 LAG = 3 MAIC = 817.771918
    
```

が劣化した場合に遭遇するものである。AR モデル制御のようなパラメトリックモデルでは、現代制御理論を活用する上でモデルのパラメータ感度は高く、S/N が劣化すれば、これによる予測制御は不安定となり、手動に切り替える破目となる。このような対策として S/N 劣化への感度を緩和する事により、制御で最も重要な安定性、頑健性を維持する必要がある。即ち計測ノイズ、プロセスノイズ、スプリアス信号に対して武装を考えねばならない。そこで1つの対処法として、信号に余裕巾のあるファジィ制御や、これによるプロダクションルールのような方法が思い浮かぶが、ファジィ制御は周知の通り対

象プロセスの構造も不確実で主観的過ぎる難点があり、特に多変数制御では不都合の点が多い。しかし、ここでは一旦 S/N 劣化以前のデータで AR モデルが同定され、プロセス挙動や手動制御及び最適制御が再現され、更に状態変数も抽出されており、この弱点は緩和されよう。AR モデルによるシミュレーションデータから、ファジィ分類を行って、If~Then rule の抽出が得られる。一般に被制御対象(プロセス)は、次の二つの変数群によって特徴づけられる。

- (1) 測定可能および観察可能変数によって決定される観測変数群(被制御変数の空間)

Table 2 プロセスモデルのパラメータ

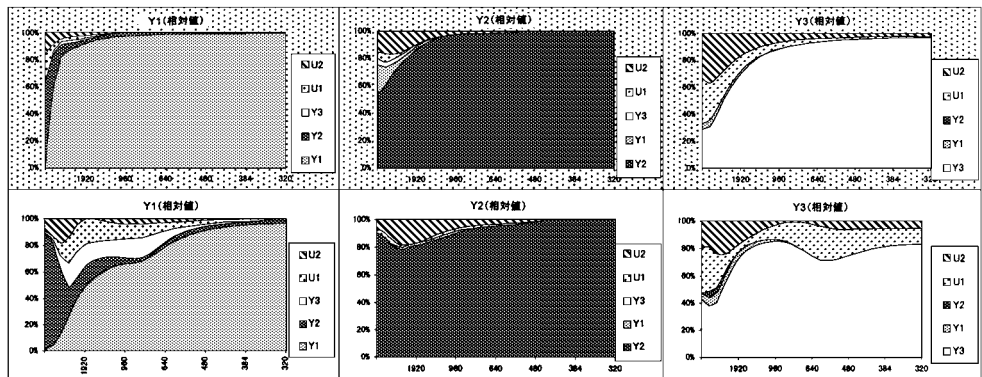
No.	HAVE	VEGHT
1=Liter Weight		.3563E-1
2=Oxygen		.2358E-1
3=Fuel		14.84
4=Damper position		2.570
Transition matrix		
LAG=1		
	1	2
1	.7310E 0	-.8484E-1
2	.5659E-1	.1197E 1
LAG=2		
	1	2
1	.9162E-1	-.1253E 0
2	.4979E-1	-.2902E 0
Driving matrix		
LAG=1		
	3	4
1	.2040E-2	-.8414E-1
2	.1306E-1	.8756E 1
LAG=2		
	3	4
1	.1340E-1	.5201E-1
2	-.1951E-1	-.6388E-1
Gain matrix		
LAG=1		
	1	2
3	-.2479E 1	.2417E 1
4	.3978E 1	-.2228E 1
LAG=2		
	1	2
3	-.3811E 1	.3520E 1
4	.4955E 1	-.4218E 0

Table 4 分類記号化表

	CL	O <sub>2</sub>	$\alpha_1$	$\alpha_2$	F	D
1	1	1	2	2	2	2
	1	1	2	3		
	2	1	2	2		
	2	1	2	3		
	2	2	2	1		
	2	2	2	2		
	2	2	2	3		
	2	3	2	1		
	2	3	2	2		
	3	2	2	2		
2	1	1	1	3	3	1
	1	2	1	2		
	1	2	1	3		
	1	2	2	2		
	1	2	2	3		
	1	3	1	2		
	2	3	1	1		
	2	3	1	2		
3	2	1	3	2	1	3
	2	1	3	3		
	2	2	3	2		
	3	1	3	2		
	3	2	3	1		
	3	2	3	2		
4	2	2	1	2	3	2
	2	2	1	3		
5	3	2	2	1	2	3

寄与率(1)

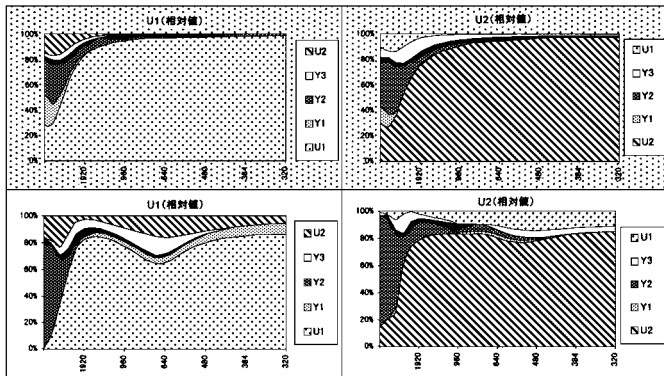
SILTAC-ARモデル: Behavior, ラグ:1  
データ数: 84 コレロラグ:30



PLS-ARモデル: Behavior, ラグ:3  
データ数: 84 コレロラグ:30

寄与率(2)

SILTAC-ARモデル: Behavior, ラグ:1  
データ数: 84 コレロラグ:30



PLS-ARモデル: Behavior, ラグ:3  
データ数: 84 コレロラグ:30

Fig. 4 寄与率

Table 3 分類表

	CL	O <sub>2</sub>	$\alpha_1$	$\alpha_2$	F	D
3	0.9992 以上	0.8500 以上	0.291169 以上	0.176748 以上	1.0734 以上	4.7999 以上
2	-0.3944 to 0.9992	-0.8364 to 0.8500	-0.096331 to 0.291169	-0.308472 to 0.176748	-3.746 1.0734	-1.3913 to 4.7999
1	to 0.3944	to -0.8364	to 0.096331	to -0.308472	to -3.746	to -1.3913
means						
$\mu$	0.3024	0.0068	0.097419	-0.065862	-1.3363	1.7043
$\sigma$	0.6968	0.8432	0.19375	0.24261	2.4097	3.0956

Table 5 各制御モデルのパラメータ

[Process model]								
	CL(n-1)	O <sub>2</sub> (n-1)	$\alpha_1$ (n-1)	$\alpha_2$ (n-1)	F(n-1)	D(n-1)		
CL(n)	0.73100	-0.08484	1	0	0.00204	-0.08414		
O <sub>2</sub> (n)	0.05659	1.19650	0	1	0.01306	0.06756		
$\alpha_1$ (n)	0.09120	-0.12527	0	0	0.01346	0.05201		
$\alpha_2$ (n)	0.04980	-0.29021	0	0	-0.01951	-0.06388		
[Manual control]								
	CL(n-1)	O <sub>2</sub> (n-1)	F(n-1)	D(n-1)	CL(n-2)	O <sub>2</sub> (n-2)	F(n-2)	D(n-2)
F(n)	-0.04578	-0.27591	1.10740	-0.03085	-0.27900	0.02568	-0.15090	0.01767
D(n)	-0.21773	-1.03100	0.03093	1.05090	-0.09306	0.71543	-0.03146	-0.24133
[Optimum control]								
	CL(n-1)	O <sub>2</sub> (n-1)	$\alpha_1$ (n-1)	$\alpha_2$ (n-1)				
F(n-1)	-2.479	2.417	-3.811	3.520				
D(n-1)	3.978	-2.228	4.955	-0.422				
[Fuzzy control]								
IF-THEN rules induced from AR model								
	F	D						
1	-4.2008	-5.4566						
2	0	0						
3	4.2008	5.4566						

(2) 可制御変数によって決定される制御変数群（操作変数の空間）

被制御変数の空間としては、測定可能な定量的な変数の他に、観測可能な定性的な変数も積極的に取り込んでいかなければならない。人間は五感的にこれらの定性的な情報を活用して上手にプロセスを運転しており、人間がどのようにプロセス変数を認識しているかという認知科学的アプローチが必要である。

ここで、IF（条件集合）と THEN（決定集合）の形のプロダクションルールと対応づけると被制御変数に対応した属性の集合が条件集合であり、操作変数に対応した属性の集合が決定集合である。変数の内容を属性も含めて変数扱いをして、この属性を二つに区分して時系列データの記録を Decision Table のようにまとめると、If~Then ルールを考案していく上で便利である。

キルンプロセスより一例をあげると被制御変数をクリ

ンカ容量 (CL)、窯尻ガス酸素含有率 (O<sub>2</sub>) 制御変数を燃料供給率 (F) と排ガスダンパー開度 (D) とし、AR モデルによるプロセスのパラメータを Table 2、これらの値のファジィ分類 3 分割を Table 3、これに対する分類記号化を Table 4 に示す。 $\alpha_1$ ,  $\alpha_2$  はそれぞれの状態変数である。Table 5 は制御モデルのパラメータを示す。Fig. 6 はこれらのシミュレーションの線図で、プロセスのモデル、オペレータの手動及び最適制御、分類回路及び If~Then 回路より構成されている。Fig. 7 はこれによるシミュレーション結果で、ファジィ制御はマニュアルと計算機による最適制御の中間に位置している。しかし、以上はあくまでもシミュレーション上のことで、更に実地への裏付けに待たねばならない。

### 5. ラフ集合<sup>5),6)</sup> とエキスパート推論モデル<sup>6)</sup>

既に述べたように変数といっても計測できる変数、計

Table 6 状態分類表

t	C				D	
	VCL	O2	$\alpha_1$	$\alpha_2$	F	D
1	2	2	2	2	2	2
2	2	2	2	2	2	2
3	2	2	2	2	2	2
4	2	2	2	2	2	2
5	2	2	2	2	3	1
6	1	2	1	2	3	1
7	2	2	1	2	3	1
8	1	2	2	2	3	1
9	1	2	1	2	3	1
10	1	2	1	2	3	1
11	1	2	1	2	3	1
12	1	2	1	2	3	1
13	1	2	1	2	3	1
14	1	2	1	2	3	1
15~300	1	2	1	3	3	1

基本集合  
 $C_1=(2,2,2,2)$   
 $=\{1,2,3,4,5\}$   
 $C_2=(1,2,1,2)$   
 $=\{6,9,10,11,12,13,14\}$   
 $C_3=(2,2,1,2)=\{7\}$   
 $C_4=(1,2,2,2)=\{8\}$   
 $C_5=(1,2,1,3)=\{15\}$

基本集合  
 $D_1=(2,2)$   
 $=\{1,2,3,4\}$   
 $D_2=(3,1)$   
 $=\{5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15\}$

測は出来ないが観測できる変数，計測できる属性，計測できない定性的属性がある。

製鉄における高炉，窯業関係の熱炉，廃棄物焼却炉等は上記のような変数が入り混じって，オペレータはこれをうまく活用して運転しているものと考えられる。これらは現在の工業計測器では対応不十分の所もあり，今後の開発に待つ所が大である。特に対象が広がって大きな分布遅延型となってくると，多様性の問題も絡んできてますます複雑となってくる。

1981年ポーランドのZ.Pawlakは，ラフ集合理論を発表，1982年に論文 Rough Sets を発表し，1987年 A.Mrozek は，このラフ集合を用いてセメントキルンプロセスに対し，エキスパート推論モデルの有益な論文を発表している。

これは事柄に関しては，従来からオペレータが問わず語らずの内に実行してきた事を分かり易く記述しているもので，これらをラフ集合によって分類整理する概念は大変有益であるが，それよりもオペレータが何を見て何をしているかの認知的アプローチは，他の工業プロセスも同じであり，今後いろいろと示唆を与えるものと考え，

Table 7 状態分類表

Time moments	Values of observable attributes			Values of measurable attributes		Values of decision attributes	
	c1	c2	c3	c4	c5	d1	d2
t1	1	1	2	2	1	2	4
t2	1	1	2	2	1	2	4
t3	2	1	2	2	2	2	3
t4	2	1	2	3	2	2	3
t5	2	2	2	3	2	2	3
t6	2	2	2	3	4	2	3
t7	2	2	2	2	2	2	3
t8	2	2	2	2	2	2	3
t9	1	2	2	2	1	2	4
t10	1	1	2	2	1	2	4
t11	1	1	2	2	1	2	4
t12	1	1	1	2	1	2	4
t13	1	1	2	2	2	2	4
t14	1	1	2	2	2	2	4
t15	2	1	2	3	1	2	2
t16	2	2	2	3	3	2	2
t17	3	2	2	3	1	2	2
t18	3	2	2	4	2	2	1
t19	3	3	2	4	2	2	1
t20	3	3	2	4	2	2	1
t21	3	3	2	4	1	2	3
t22	2	3	2	2	2	2	3
t23	2	2	2	2	2	2	3
t24	2	2	2	2	2	2	3
t25	1	1	1	2	4	1	4
t26	1	1	1	2	4	1	4
t27	1	1	1	2	4	1	4
t28	1	1	1	2	4	1	4
t29	1	1	2	2	1	2	4
t30	2	1	2	2	2	2	3
t31	1	1	2	2	1	2	4
t32	1	1	2	2	1	2	4
t33	2	1	2	2	2	2	3
t34	2	1	2	3	2	2	3
t35	2	2	2	3	2	2	3
t36	2	2	2	3	4	2	3
t37	2	2	2	2	2	2	3
t38	2	2	2	2	2	2	3

ここに紹介した次第である。

ここでは，条件属性と決定属性について観察可能な属性の集合Obs及び測定可能な属性の集合Mesをそれぞれ，

$Obs=\{C_1, C_2, C_3\}$ …………… 観測可能な属性

$Mes=\{C_4, C_5\}$ …………… 測定可能な属性とする。

和集合Cは  $C=Obs \cup Mes=\{C_1, C_2, C_3, C_4, C_5\}$  となり観測可能な属性の集合と測定可能な属性の集合を表現し，全体としてCは観測可能である。観測可能な属性には次のものがある。

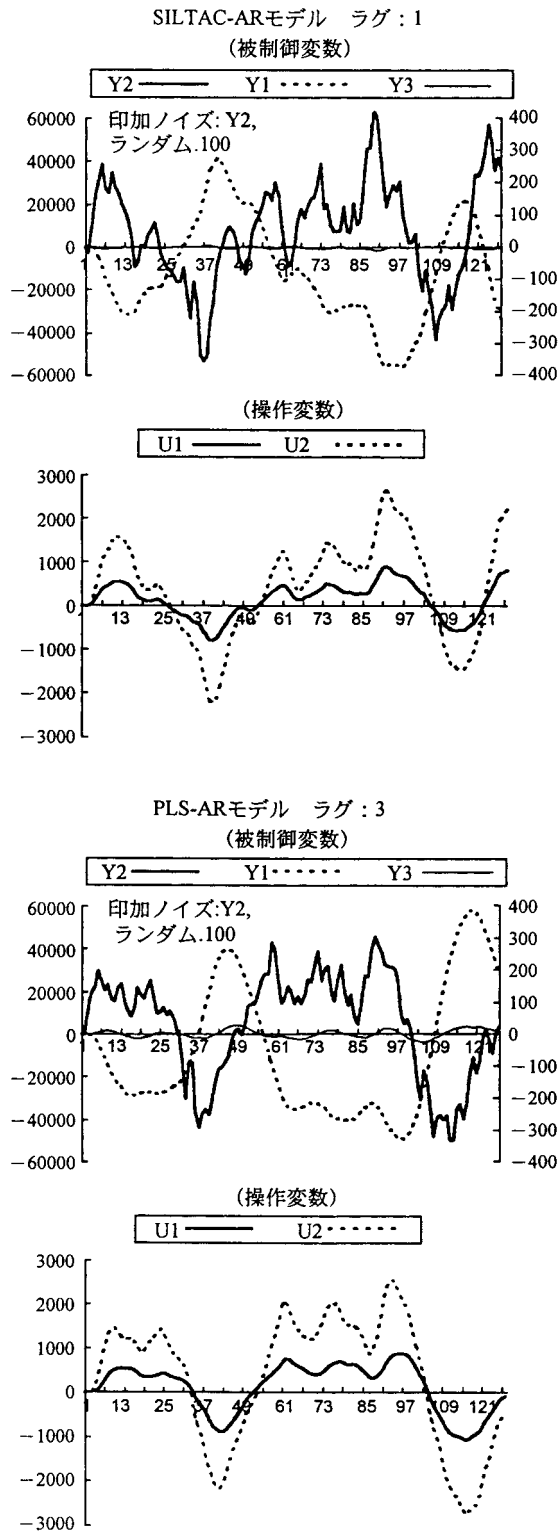


Fig. 5 シミュレーション (比較例)

- C<sub>1</sub>: 焼成帯の色  
 V<sub>C1</sub>={1, 2, 3, 4, 5}  
 1: Scarlet  
 2: Dark Pink

- 3: Bright Pink  
 4: Definitely Bright Pink  
 5: Rosy White  
 C<sub>2</sub>: 焼成帯におけるクリンカ粒状  
 V<sub>C2</sub>={1, 2, 3, 4}  
 1: Fines  
 2: Fines with small Lumps  
 3: Distinct Granulation  
 4: Lumps  
 C<sub>3</sub>: キルン内部の色  
 V<sub>C3</sub>={1, 2}  
 1: Dark Streaks  
 2: Dark Streaks の不足  
 測定可能な属性  
 C<sub>4</sub>: 焼成帯温度  
 V<sub>C4</sub>={1, 2, 3, 4, 5}  
 1: 1380~1400°C  
 2: 1400~1420°C  
 3: 1420~1440°C  
 4: 1440~1480°C  
 5: 1480~1500°C  
 C<sub>5</sub>: 焼成帯における温度の微分値

- V<sub>C5</sub>={1, 2, 3, 4}  
 1: ゆっくりと上昇  
 2: 急激に上昇  
 3: ゆっくりと下降  
 4: 急激に下降

上記でお判りのようにこの論文はオペレータの動きをそのまま記述しており、そのため観測可能であるが計測可能なものは極めて少ない。

即ち計算機制御には、このようなモニタリング能力は今のところないので、計算機制御とつながらない事を誤解のないようにお願いします。

即ち、ここではエキスパートが何をどのようにみているかに制御しているかの動作分析を示しているもので、計算機制御を実施しているものではない。Table 7 は状態分類表である。

- V<sub>d1</sub>={1, 2}  
 1: キルン回転数 0.9rpm  
 2: キルン回転数 1.22rpm  
 V<sub>d2</sub>={1, 2, 3, 4}  
 1: 微粉炭供給率 0rpm  
 2: 微粉炭供給率 15rpm  
 3: 微粉炭供給率 20rpm  
 4: 微粉炭供給率 40rpm



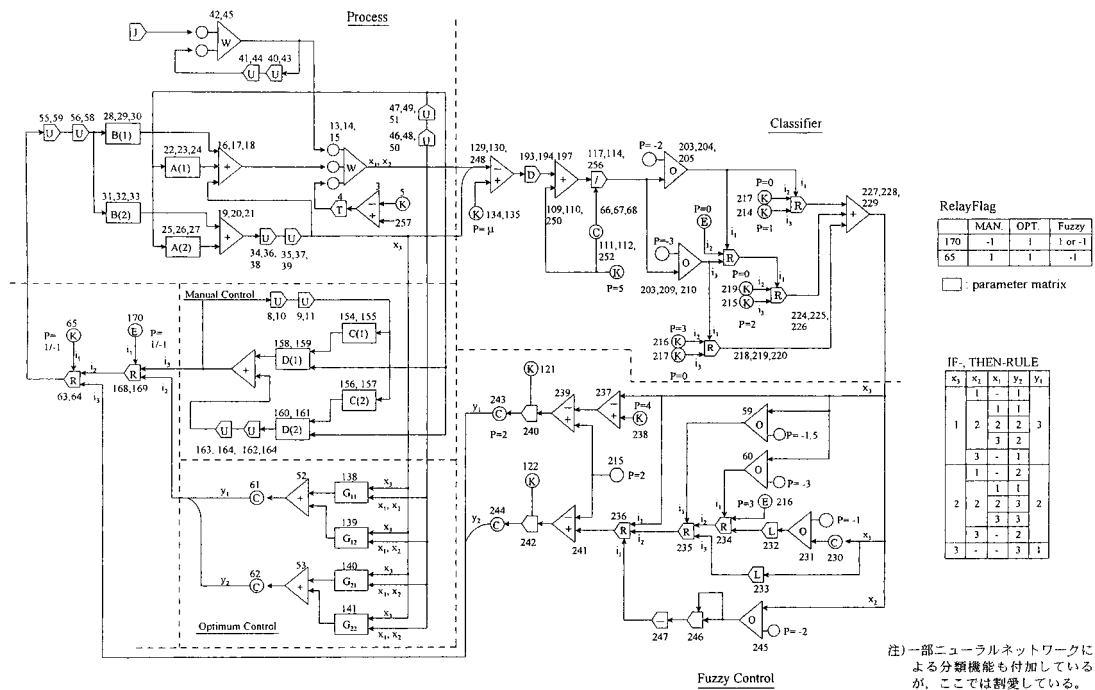


Fig. 6 シミュレーション体系図

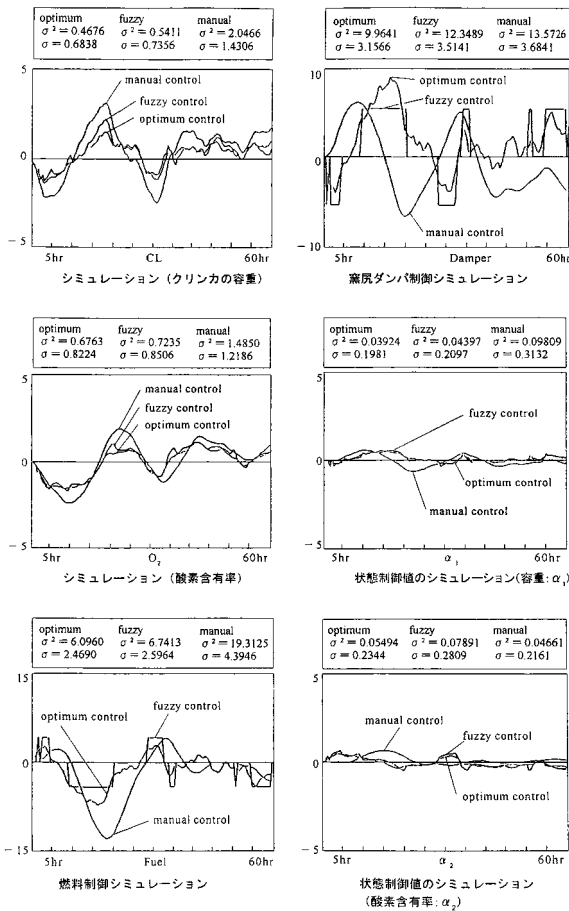


Fig. 7

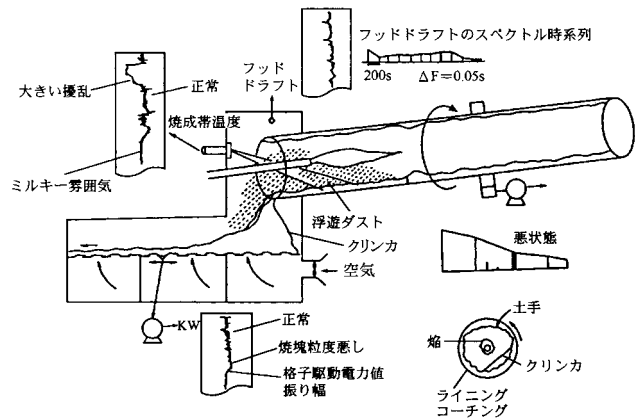


Fig. 8 プロセスのスペクトルの情景

## 6. 直接情報と間接情報

工業プロセスでは、直接情報の計測が不十分か不可能で、そのため止むなく二次情報や間接情報を使用することが多い。前項で述べたようにエキスパートの認知内容を計算機で、どのように代行し得るかという事は大変難しい。9.10)

例えば炉内の肉眼による目視と放射高温計の機能の差を、今後どのように補足してゆけるのであろうか。工業計測機器も年々開発されて、これに期待するや大であるが、これはこれとして現状で二次三次情報や属性を変数として計算機に取り込むことが肝要である。Fig. 8 は、

キルン炉内燃焼のスペクトル情景を示すが、この中でフッドドラフトのスペクトル時系列は、燃焼状態の呼吸音や、フレーム長の長短の動きと関係があり、また放射高温計の記録巾やパターンは、浮遊ダストによる視界ノイズの状況を示し、これは焼塊クリンカの粒状や炉内の攪乱の情報を反映し、クーラグレート駆動モータの電力記録巾でクリンカ粒度を推察したり、オペレータはこれらの属性的分散二次情報から、炉内の状態との関係付けを体得している。これらの現象は各プロセスにおける固有現象で一般化する事はできないが、それぞれの工業現場でこれに類する事は、多々あると思われる。ガラス熔融炉の原料の山落ちのパターンと燃焼やフレームの状況、ガス化熔融炉のスラグの流化状態、高炉の内視や肌へのほてり具合等いろいろの情報を認知して運転している。この百聞は一見に如かずの中で現行の工業計測信号だけでは、正に隔離搔痒の諺の感がする場合もなきにしもあらずである。今後、新しい計測法や画像信号及び処理ソフトウェアによる情報処理技術の向上等定量定性を問わず属性に至るまでが新しい変数となって、多変数制御の領域は更に拡大していくと共に、それだけ変数の選択や抽出、創設等の分野の重要性が認識されよう。情報は待ち受けているものではなく、工夫してとりにいく姿

勢が大事と思われる。多変数制御は、制御以前の問題、即ち、計測上の問題変数の見方、取上げ方、抽出や潜在的情報等が解決されねばならない事が多い。多変数のなかで人間のような要領のよい制御が必要と思われるが、次回では、この問題にも少し触れてみたい。

#### [参考文献]

- 1) 大嶋正裕：“プロセス制御システム” コロナ社 (2003)
- 2) 大嶋、橋本、大野：“モデル予測制御” 化学工学論文集 vol 16 No. 6 (1990)
- 3) 中川：“実践ノート プロセスモデリングと多機能制御” 工業技術社 (1998)
- 4) Kucera, V.：“Discrete Linear control, The Polynomial Equation Approach” John Wiley & Son.
- 5) Z. Pawlak：“Rough Sets” Kluwer Academic Publishers. (1991)
- 6) A. Mrozek：“Rough sets and some Aspects of Expert Systems Realization, The 7<sup>th</sup> Int. Work on expert systems and application. (1987)
- 7) 田中編著：“インテリジェント制御システム” 共立出版社 (1996)
- 8) 相島：“ケモメトリックス” 丸善 (1992)
- 9) 中川：“窯業産業に於けるコンピュータ制御の発展過程と現状” 学術振興会産業計測第36委員会 創立50周年記念会講演資料 (1997) 東大山上会館
- 10) 中川：“エンジニアの自在筆” 連載第9回 “エキスパートとコンピュータ” 計装 Vol. 45 No. 4 (2002)