

<連載>

第1回 多変数制御

Multivariable Control

中川東一郎*

Toichiro Nakagawa*

序文

今回当学会より多変数制御について4回にわたり連載するよう原稿を依頼されたが、範囲の広い領域の中で、筆者の狭い限られた範囲で筆をとる事をあらかじめ御了解頂ければ幸いである。多変数制御と云うとまず多変数解析を考えられる人が多いと思われるが、多変数制御とは少し趣も異なるし、また考えようによっては静態と動態と云う大きな違いがある。また、多変数と云っても、変数が定量的であったり定性的であったり、またその混合であったり様々である。ここでは多変数の工業プロセスの制御を対象として、理論的よりもむしろその側面に観点を置き、数学的展開は数多くのすぐれた成書も出版されて居り、本連載では必要最小限にとどめたいが、中には数学以外では具体的説明の難しいものは要約的に数学的記述をとらして頂く事にする。

1. 多変数制御の概要

ほとんどのプロセスは、多入力多出力系で制御変数も操作変数も複数であるが、多変数制御と云っても分散型と集中型とがある。分散型は、現代制御理論が世に出る以前の制御大系で、多変数の中でそれぞれの個々の制御系を構成し、これらのそれぞれの制御ループが1つのプロセスに共存するいわゆる多重ループ制御系となる。

これに対して現代制御理論により、多入力多出力系を一括した制御が可能となった。

Fig. 1, Fig. 2 は多重ループ制御と多変数制御をあらわし、Fig. 1 はいわゆる古典制御理論による制御線図で、

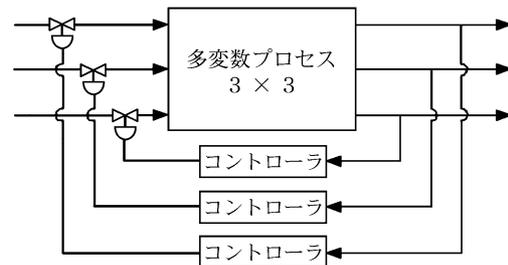


Fig. 1 多重ループ制御。

Fig. 2 は現代制御理論の下における多変数制御図の概念図である。

従来の分散型の個々の制御系の集合体は、それぞれの制御系同志の相互干渉と云う厄介な問題が残るが、オペレータにとっては分散制御系は内容や因果関係がよく分かり、また故障があっても、その制御系のみ障害で、その他の制御系は何等らかの障害による影響を幾分受けながらも生きているので安定性を保ち安心感がある。

しかし難しい現代制御理論の下に稼動する集中型系では、制御機能の内部が見えず、また何か故障障害が発生すると全部の制御系が駄目になると云う事では、オペレータは分散型の方式に親しみをもち好ましいと考えるのは、けだし当然の事と云えよう。

しかし相互干渉をどうするかと云う問題が残る。では従来の分散型制御系の相互干渉を除去し補償する制御系の一部を簡単に紹介しておく。少し数式展開が入るので好ましくないが、制御の歴史の一駒として概論的数式にとどめる。

Fig. 3 はセメントロータリ湿式キルンの分散型制御系を示すが、この中より変数と個々の制御系が選択されて、集中型の制御系を新たに構成し、集中型と分散型が混合する形態となる。

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

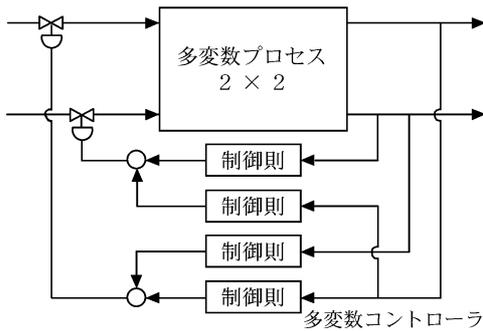


Fig. 2 多変数制御.

$C_{22}(s)$: X_2 の変動 → 操作量 u_2 への伝達関数
 $C_{12}(s)$: X_2 の変動 → 操作量 u_1 への伝達関数
 X_1^d : X_1 の設定値
 X_2^d : X_2 の設定値
 X_1, X_2 : それぞれの被制御変数
 プロセスの擾乱を無視すれば

$$\varepsilon = X^d - X \quad \dots(1)$$

$$u = C \cdot \varepsilon \quad \dots(2)$$

$$X = P \cdot u \quad \dots(3)$$

注) X : 被制御変数

P : プロセス伝達関数

u : 操作量

2. 相互干渉の補償

Fig. 4 は、2 入力 2 出力系のブロック線図で、Fig. 5 は Fig. 4 の相互干渉を排除する補償回路を付加した制御系の線図である。

X_1 を制御しようとするとき、 X_2 にも影響を与え、 X_2 を制御しようとするとき、 X_1 にも影響を与えるものである。

Fig. 5 においての記号説明を下記する。

u_1, u_2 はそれぞれ X_1, X_2 への操作量

$P_{11}(s)$: $u_1 \rightarrow X_1$ へのプロセス伝達関数

$P_{12}(s)$: $u_1 \rightarrow X_2$ へのプロセス伝達関数 (干渉系)

$P_{22}(s)$: $u_2 \rightarrow X_2$ へのプロセス伝達関数

$P_{21}(s)$: $u_2 \rightarrow X_1$ へのプロセス伝達関数 (干渉系)

$C_{11}(s)$: X_1 の変動 → 操作量 u_1 への伝達関数

$C_{21}(s)$: X_1 の変動 → 操作量 u_2 への伝達関数

(1), (2), (3) 式より ε を消去すれば

$$X = P \cdot C \cdot (X^d - X)$$

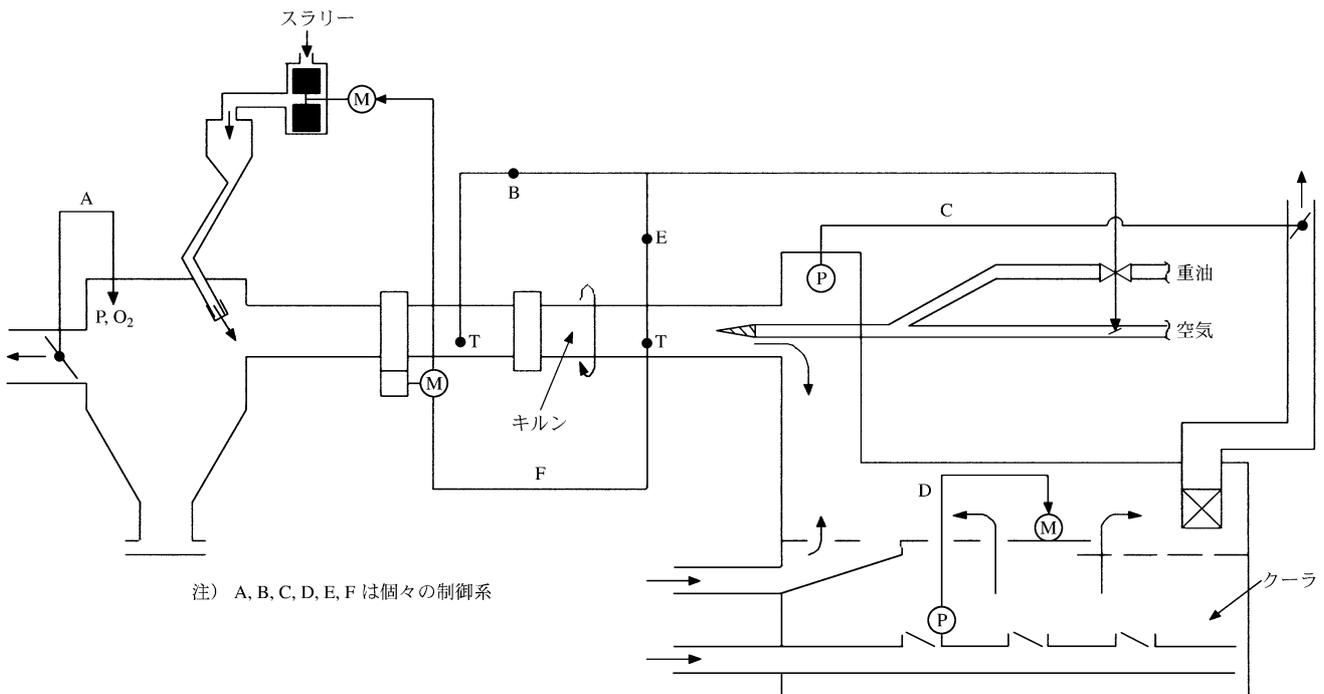
$$\text{或いは、} X = (I + P \cdot C)^{-1} \cdot P \cdot C \cdot X^d \triangleq H \cdot X^d \quad \dots(4)$$

注) I : 単位マトリックス

H : 閉回路伝達関数

出力の閉回路レスポンスの非干渉のためにマトリックス H は直交でなければならない。即ち、

$$H = \begin{pmatrix} H_{11}(s) & 0 \\ 0 & H_{22}(s) \end{pmatrix} \quad H \dots(5)$$



注) A, B, C, D, E, F は個々の制御系

Fig. 3 セメントロータリ湿式キルンの分散型制御系.

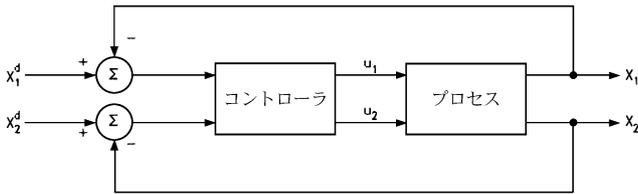


Fig. 4 2入力2出力系のブロック線図.

このため④式のマトリックス $P \cdot C$ は直交でなければならない。従って

$$P_{11}(s) \cdot C_{12}(s) + P_{12}(s) \cdot C_{22}(s) = 0 \quad \dots(6)$$

$$P_{21}(s) \cdot C_{11}(s) + P_{22}(s) \cdot C_{21}(s) = 0 \quad \dots(7)$$

かくしてフィードフォワードループのコントローラで $C_{11}(s)$, $C_{22}(s)$ が定義されると、閉回路ユニットローラは非干渉のためには、次の形となる。

$$C_{12}(s) = -\frac{P_{12}(s)}{P_{11}(s)} \cdot C_{22}(s) \quad \dots(8)$$

$$C_{21}(s) = -\frac{P_{21}(s)}{P_{22}(s)} \cdot C_{11}(s) \quad \dots(9)$$

$$C_{12}(s) = -\frac{P_{12}(s)}{P_{11}(s)} \cdot C_{22}(s)$$

さらに詳しくは、色々と専門書が出版されているので成書を参照願えれば幸いである。

以上は2入力2出力の例であるが、理論展開で多入出力系への拡張は同じ事である。しかし、お気付きの読者が居られると思うが、この数式はプロセスの擾乱を無視すればと云う条件付きで、実際熱炉関係等において擾乱

はつきもので、現在では集中型多変数制御によってこのような相互干渉除去のような方法は、もはや語り草になっているのではないと思われる。活用しても2入出力系の範囲でないと、擾乱や数々のノイズ及び計測値の不確かさ等を考えると、その活用範囲は限定されるのではないかと推察している。ここで制御の歴史の一駒として敢えて記述したのは、新しい問題に取り組む時に、過去の問題点が今後の大きな知恵となり参考となるからである。プロセスの表陽的ノイズをすべて白色と仮定して数式展開で無視したり、擾乱がないと仮定したりする展開は充分留意すべきであろう。

3. 現代制御理論の出現

既に述べたように多変数制御では、以前は古典制御理論と云われる手法が一般的で、多入出力系でもそれぞれ個々の制御系の集合である分数型であるが、その後現代制御理論があらわれるや、統一的なこの手法が積極的に活用されるに至った。既に述べたように、多変数制御は、現代制御理論の活用で大きく進展したが、その反面、計算機の内部で因果関係や計算が行なわれ、計算機の外部に居るオペレータは、何のために何が動くか云うような複数の込み入った関係が不透明となり、担当制御技術者に大きな負担がかかると云う事態をひきおこした。ではオペレータを教育すればと云う事になるが、制御理論や計算機はオペレータには馴染めなく、また制御理論は難しく教育も困難と云える。筆者の私見で恐縮であるが、例えばARモデル(Auto-Regressive Model)によるシミュレーションでは、プロセスの動きも、マニュアルオペレー

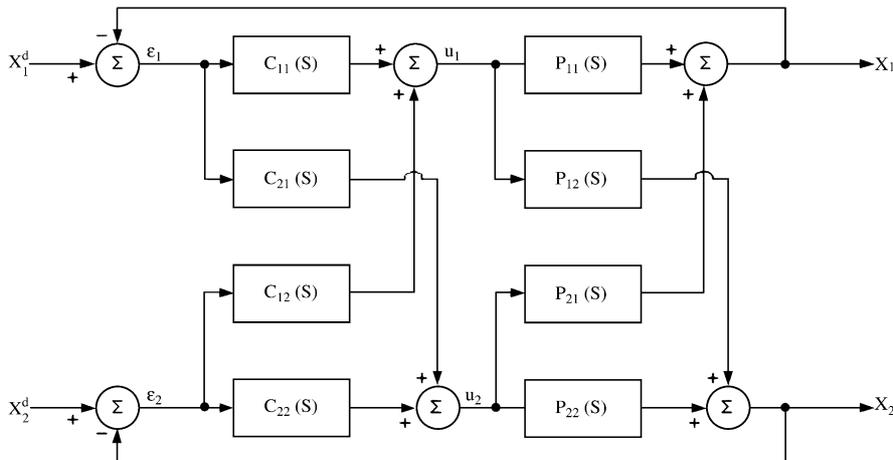


Fig. 5 補償回路を付加した2入力2出力系のブロック線図.

シヨンの動きも、更に最適制御のシミュレーションも実施する事ができ、数式理論ぬきで仮想現実として訓練する事も出来るので、このような方法がオペレータに最も親切で効果のあるやり方と思われる。制御問題でつきものの制御評価関数としては、LQ 制御 (Linear Quadratic Control) と呼ばれる制御偏差の自乗と操作量の自乗荷重和が最小にする方法をとっているが、カルマンフィルタが出てきて、正規性ノイズで汚れた計算値から、その値を最適推定する方法が出てくると、この LQ 制御へこのフィルタ機能を加えて LQG 制御 (G は Gaussin の略) となった。

また最近になって MPC (Model Predictive Control) と云う現場感覚的ヒューリスティック手法が台頭してきて居り、また平衡点自体の変動を問題とするいわゆる直流分の変動も考慮に入れる事が要求され、両者については本連載第 3 報で述べる事にする。

4. カルマンフィルタ

カルマンフィルタは、今更ここで述べるまでもないが、線形システムに対するノイズフィルタの状態推定器で、カルマンフィルタによる予測推定は予測制御に活用され、現代制御理論のパラダイムを打ち立てた。拡張カルマンフィルタは、これを非線形に拡張したものである。

その概要を述べると、

システムの動きを表現する状態方程式

$$\mathbf{x}(t+1) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t)) + \mathbf{G}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t)) + \mathbf{v}(t) \quad \dots(10)$$

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{h}(\mathbf{x}(t)) + \boldsymbol{\omega}(t) \quad \dots(11)$$

と与えられているとすると、 $\mathbf{x}(t)$, $\mathbf{u}(t)$, $\mathbf{y}(t)$ は時刻 t における状態ベクトル、入力ベクトル、観測ベクトルで $\mathbf{v}(t)$, $\boldsymbol{\omega}(t)$ は白色ノイズでその共分散行列がそれぞれ

$$\begin{aligned} \mathbf{E}[\mathbf{v}(t), \mathbf{v}(t)^T] &= \mathbf{Q}(t) & t &= \tau & \dots(12) \\ &= 0 & t &\neq \tau \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{E}[\boldsymbol{\omega}(t), \boldsymbol{\omega}(t)^T] &= \mathbf{R}(t) & t &= \tau & \dots(13) \\ &= 0 & t &\neq \tau \end{aligned}$$

と与えられているものとする。また、

$$\mathbf{E}[\mathbf{v}(t), \boldsymbol{\omega}(t)^T] = 0 \quad \dots(14)$$

で、 \mathbf{f} , \mathbf{G} , \mathbf{h} は非線形ベクトル関数であり \mathbf{E} は期待値

である。

5. プロセス同定の必要性

多変数制御理論がいかに優れていても、対象プロセスのモデルがなければ、活用しようがない。現代制御理論が世に出た頃は、学会にせよ、学会誌にせよ、制御理論の花盛りで、プロセス同定技術はあまり騒がれなかったものである。しかしこの現象は、現場と余り接触しない研究者にとっては、机に向かってその頭脳で展開できる数学的手法からはじまる事は、けだし当然で、充分理解できる事であるが、現場サイドの人間にとっては、数学的の馴染めない事と相俟って、現場と遊離する傾向があった。

しかも同定技術がなければ、この現代制御理論も実用化できず、この事に気付きはじめ、内外で同定技術の研究がなされた。筆者もセメントプロセスの多変数制御に向かってモデル同定の必要性を痛感し、当時面識のあった統計数理研究所の赤池博士のご指導の下にモデル作成と最適制御に取りかかり、その結果は赤池、中川共著「ダイナミックシステムの統計的解析と制御」に述べている。もう 40 年近くも昔の話して、今や大変ポピュラーになった今日、ここで述べる事はいささか気がひける思いである。

先ず統計的にものを考えたり、ノイズによるプロセスの動き等の考え方を認識しておかないと同定技術は理解し難い点もあり、その後現場感覚でもっと理解し易いように実例と実計算を豊富に取りこみ、中川監修の「エンジニアのためのプロセス解析と制御」²⁾ という本を出版し、はなはだ邪道で有識研究者から叱責されるのを覚悟の上で「習うより慣れる」という必要悪的な手段をとった次第で、結果はそれなりの効果と評価を得たものである。カルマンによる現代制御理論のパラダイムと美しさのため、この枠内に呪縛され、現実から目が離れる事もなきにしもあらずで、対象プロセスをよく把握し、理論と実際の整合性を先ず考えねばならない。しかしこの整合性の検討自体が大変難しいものである。制御不能の天然資源や天然現象、計測の不充分や不可能の環、例えば熱炉関係、業関係や環システム等ではに大事な事と思われる。

6. 多変数システム解析の目的

システム解析の目的は、直接的にはまずその動きの予測と制御という事になるが、ここに対象の構 に関する理解の 得という更に重要な問題がある。 学的な研究の場合には、おそらくこれが最も重視される であるが、実用的な場では、この点に対する めが く、しばしばこの面を見 したり、あるいは けて り、予測あるいは制御の実施が直接性 に要求される。 御用と御 の工業プロセスでは、 にこの感が い。一般に、統計的ダイナミックシステムの動きを解析しようとする時、変動の原因としてシステムに作用するものと、この作用を受けて現在 々が当面するような変動に変 するシステムの構 とに分けて考える事が必要である。例えば、プロセス内での の 動は、 全には制御しきれない不規 な変動を 部で示し、これがプロセスのシステムに変動の原因として作用し、その影響として、 , 力等の変動が、プロセス内部に呼び こされる。これらの変動が、プロセス内部の複 な相互作用の構 を じて、当面する変動を最 的に生み出しているものと考えられる。このはじめの原因に相当するものを、それが統計的に変動する場合を想定して 源と呼び、この 源の影響を当面する変動に変 する構 をシステムの構 と呼 ことにする。

統計的システム解析を て最 的な目 を達成しようとするとき、第一は 源そのものの 置であり、第二はシステムの構 の 変である。このため、制御にとりかかる前にまず解析が必要であり、この解析の結果によって、制御を規定する前 条件に可能な限りの きかけを考える事が大切である。 すれば、このシステムの の 所の発見認識からはじまると云えよう。

7. フィードバックシステムの解析

定 時系列の 論では、スペクトル を出発点とするか、最 線形予測式を出発点とするかは、実用上の によって 定されようが観測データだけから出発して実用的な結果を得ようとする場合には、この つの立場によって大きな差が生じる。これは統計的な推定量の 量的な差だけでなく、推定そのものの可能性が関係してくる。フィード ックシステムの場合、 数領域だけからの接近では、 理的な実現性に け、この点直接的に表現できる時間領域からの接近が有 である。フィード ックシステムの最も単 な場合は Fig. 6 に示

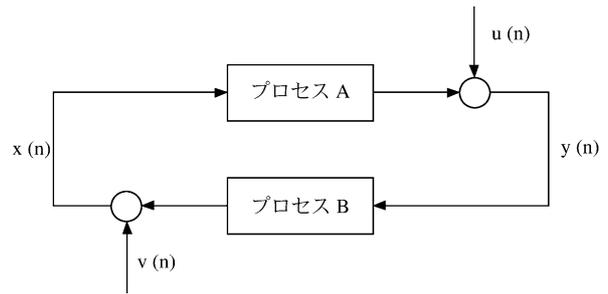


Fig. 6 2変数フィードバック系.

すようになる。

このシステムはA, B つのサブシステムから成り立って居り、A, Bそれぞれは、入力 $x(n)$, $y(n)$ によって 動されている。 $y(n)$, $x(n)$ はそれぞれ A, B の出力の $u(n)$, $v(n)$ が加わって、全体のシステムは、 $u(n)$, $y(n)$ と云う 源によって 動されているわけである。さらに統計的にみれば $u(n)$, $v(n)$ とは統計的に互いに 立であるとして い。このシステムを理解するには、A あるいは B の 性と同時に、 源である $u(n)$, $v(n)$ の 性を知らなくてはならない。このように当面する $x(n)$, $y(n)$ のような不規 な変動を示す対象について理解を得るためには、この変動をシステムの構 の影響と 源の影響とに分けて理解し、更に現在の 源の動きを、それを生み出すシステムと 源とに分けてとらえ、最も有効に手を加える事が出来る部分がどこであるかを知ることが必要である。フィード ックシステムの解析には、クロススペクトルを 用する方法では、実用的な見解を得る事は出来ないが、定 時系列の自 回 表現を 用すると容易に実用的な解を得る事が出来る。

このように多変数フィード ックの解析は、時間領域でないと出来ないが、例えば ラス 炉のプロセスのように、数時間から 数時間にわたる い分 ラ のある多 なプロセス、例えば、熱炉プロセス、環 システム等では に留意せねばならない。フィード ックシステムの最も簡単でポピュラーな例は Hen and Egg's Problem (が先か、 が先か) と云えよう。

8. 状態空間表現

1957 年にベルマンがダイナミックプログラミングによる多変数最適制御理論を発表し、離散時間過程の最適制御を求める計算法で計算機による 算形式の手法をあみ出して、その後の最適制御計算の定 となった。

従来計測値等の入出力値を変数としていたが、現代制御理論では、更に状態変数を導入し、システムの入出力値だけでなく、システムのすべての変数を動的に った状態ベクトルとして展開するもので、この状態 間表現によって最適制御計算が行なわれる事になった。従来の 分り易い制御法が現代制御理論では数学一色となり、現場人にとっては大変理解が困難な事となった。多次 定 時系列による自 回 モデル (AR モデル) を状態 間表現に置きかえ、これに 次の評価 を用する線形最適多変数制御の設計ができるようになった。

9. 数式モデル

既にのべたように多変数システムの制御には、その前に対象の同定による数式モデルが必要となるが、数式モデルといっても様々な形のモデルがある。しかしここでは、多変数システムの最適制御をするためのモデルを述べてみる事にする。

その一つは、プロセスの 理や化学の や熱算及び 理論等による数式モデルで、もう一つは日データの時系列解析によるモデル、例えば多変数自 回モデル (AR モデル) をあ る。この時系列モデルは、プロセスの中に存在する白色 が 動力となってプロセスを 動する自発的発生によるモデルであり、ベクトル確 過程による多変数時系列モデルで、前者の数式モデルは因果関係も 的に与えられ、後者は 的な性による点が、 本的に大きな違いがある。

自 回 モデルはプロセスの入出力により同定されるパラメトリックモデルで、構 的でないとするむきもあるろうが 導型とは云え構 型へと変 されうるもので、また前者の数式モデルにより、その 打ちがされるが、この に関しては、次号で述べてみたいと思う。

前者の数式モデルは、このままで実制御に えるものではないが、実プロセスで計測不能や、後に れた変数も まれているので、プロセスに対する い知識を得ることができ、 つこれらの変数間のステップも計算されて、プロ ラム上でステップ の 時間にわたるシミュレーションも実施でき、これによる認知マップも作成できると共に、変数間の非線形関係を計算して ラフやテーブルにし、これをシミュレーションの中にテーブル (Table look up) 方式で活用できるので大変示 に富んだものとなる。この生い立ちの異なる つのモデルは、多次 多変数の制御には かせないものとして、ここに取り上 た次第で、次回に詳しく述べ

る事にする。

10. 直流モデルの加味

AR モデルによる制御は、変数の平衡点からの偏差変動のみを取り っており、平衡点自体の変動やシフトに対してはカ ーしていない。しかし実際のプロセス制御では、この直流分の変動も考慮に入れなければならない場面も多い。次号でこの積分系を付加した AR モデル制御や数値例を述べるので、ここではその数学的一般概念のみを記する事にする。

今プロセスを連 系 つ有限として、そのベクトル分方程式は

$$\dot{Y}_i(t) = \frac{dY_i(t)}{dt} = g_i[\bar{Y}(t), \bar{X}(t), t] \quad \dots(15)$$

$$i = 1, \dots, n$$

$\bar{Y}(t)$ は、時間 t におけるプロセス出力ベクトルとし、 $(Y_1(t), T_2(t), \dots, Y_n(t))$ のベクトル
 $\bar{X}(t)$ は、時間 t におけるプロセス入力ベクトルとし、 $(X_1(t), X_2(t), \dots, X_n(t))$ のベクトル
 簡 のため、

$$\bar{Y}(t) = g[\bar{Y}(t), \bar{X}(t), t] \text{ とする。} \quad \dots(15)\text{-a}$$

$g[\bar{Y}(t), \bar{X}(t), t]$ は、定 状態の $g[\bar{Y}(t), \bar{X}(t)]$ と線形近する。すると定 平衡点で、

$$g[\bar{Y}^*, \bar{X}^*] = 0 \quad \dots(16)$$

$$\bar{Y}(t) = \bar{Y}^* - \bar{y}(t) \quad \dots(17)$$

$$\bar{X}(t) = \bar{X}^* - \bar{x}(t) \quad \dots(18)$$

$\bar{y}(t)$ は \bar{Y}^* のまわりの変動値で、 $\bar{x}(t)$ は \bar{X}^* のまわりの入力の変動値である。

(15)-a 式を安定平衡点 りでテイラー展開すると

$$\dot{\bar{Y}}(t) = g(\bar{Y}^*, \bar{X}^*) + A\bar{y}(t) + D\bar{x}(t) + \text{次} \quad \dots(19)$$

し、

A は要 $a_{ij} = \frac{\partial g_i[\bar{Y}(t), \bar{X}(t)]}{\partial Y_j}$ (平衡点 り) の $n \times m$ のマトリックス

D は要 $d_{ik} = \frac{\partial g_i[\bar{Y}(t), \bar{X}(t)]}{\partial X_k}$ (平衡点 り) の $n \times m$ のマトリックス

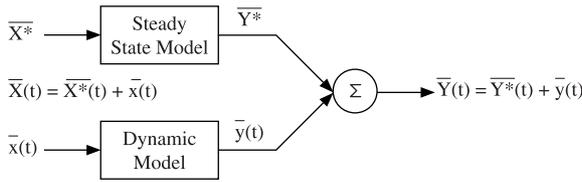


Fig. 7 Steady-state と Dynamic の混合.

以上で, Fig. 7 のように定 状態と動態が分離される.

- 1) 定 状態モデル (Steady-state Model)
- 定 状態の安定平衡点では

$$g[\bar{Y}, \bar{X}] = 0 \quad \dots(20)$$

また, (19) 式において 次 を無視すると, 安定平衡点では,

$$0 = g[\bar{Y}^*, \bar{X}^*] + A \cdot \partial \bar{Y} + D \cdot \partial \bar{X} \quad \dots(21)$$

$g[\bar{Y}^*, \bar{X}^*] = 0$ であるから

$$-A \cdot \partial \bar{Y} = D \cdot \partial \bar{X} \quad \dots(22)$$

この(22)式は, $\partial \bar{X}$ を する事により $\partial \bar{Y}$ が制御される事を示す.

- 2) Dynamic Model

(19) 式より

$$\bar{y}(t) = g[\bar{Y}^*, \bar{X}^*] + A \cdot \bar{y}(t) + D \cdot \bar{x}(t) \quad \dots(23)$$

$g[\bar{Y}^*, \bar{X}^*] = 0$ であるから

$$\bar{y}(t) = A \cdot \bar{y}(t) + D \cdot \bar{x}(t) \quad \dots(24)$$

離散的にすれば,

$$\bar{x}(t) = \bar{x}(k \cdot T) \quad k \cdot T \leq t < (k+1) \cdot T \text{ として}$$

$$\bar{y}(k+1) = \phi \cdot \bar{y}(k) + \Delta \cdot \bar{x}(k) \quad \dots(25)$$

$$\phi = e^{AT} \quad \dots(26)$$

$$\Delta = e^{AT} \int_0^T e^{-A\tau} \cdot D \cdot d\tau \quad \dots(27)$$

ϕ も Δ も サンプリン 間 による定値マトリックスである.

以上は, 対象のプロセスを直流領域と変動分領域に分けての概要で, 一般に直流分の変動については, 余り触

れられていないが, 熱炉のプロセスでは, 直流領域の変動は, 大変重要な問題なのである.

11. 定量的数式モデルがない場合

プロセスの非定 状態や非線形の動的システム, あるいは計測の不充分不安定の環 などでは, 制御展開は数式的には大変困難で多様 に富んでいるため色々の対 をせねばならない. CBR (Case Base Reasoning), フ ジー制御, ニューラル ネットワークによるアプロー , AI やエキスパートシステム等様々の対 がされている. これらもすべて多変数制御の範 に入るものである. 例えば, 非線形の動的システムを記号的に一般的な関数表現をすると

$$X_{k+1} = \phi(X_k, u_k) + \omega_k \quad \dots(28)$$

$$Y_k = \psi(X_k, u_k) + v_k \quad \dots(29)$$

k はサンプリン 時点で X, Y, u はそれぞれシステムの状態, 入出力ベクトルで, 数 であったり, 記号形式であったりするものとする. ω_k, u_k はそれぞれ なノイズ, ϕ 及び ψ はルールベース, パターンマッピング やシステムの 動を表すニューラル ネットワークのような関数的関係や他の知識を示すもので, 静的な非線形 である. 即ち

$$\phi : X_k, u_k \rightarrow X_{k+1}$$

$$\psi : X_k, u_k \rightarrow Y_k \quad \text{である.}$$

数式のない推定問題では, 実時間の状態 X_k と推定状態値 \hat{X}_k の差が最小になるような連想を かすものと定義すると,

$$\sum_{k=n}^k |X_k - \hat{X}_k|^2 \rightarrow \min \quad (\text{連想 } \varepsilon \text{ の下で})$$

$$\varepsilon : \{u_k, Y_k, X, X_k\} \rightarrow X_{k+1}$$

しかし, 一般には色々な フィス ートな問題を み, 手法もその多様性に対して多様的に対 せる得ない場合が多く, パターン認識の導入などは手っ取り い実用効果のある技術と思われる. 非線形の多入力1出力システムで入出力パターンマッピング は,

$$Y_{(k+1)} = \psi(Y_k, u_k) \quad \dots(30)$$

ψ : 知の非線形統計的

u : システム入力

y : システム出力

パターン認識モデル問題は、システム入力 u_k の時系列データの下に出力 \hat{y}_k を推定することにある。mk 時系列点の出力 y_{mk} は、自学習のフィードバック号として用され、これらはデータ理、パターン分と学習メカニズムのつものとなる機能よりなるが、これらは現場現場の有現象と有技術にすものである。

最後に、4回にわたる連載の第2報 第4報の内容予定を、ここに記しておく。

第2報

1. 理, 化学モデル (多変数)
 - 1.1 理, 化学をとした数式モデルで, 実例としてセメントロータリキルンを対象とする.
 - 1.2 上記モデルシミュレーション
 - 1.3 認知マップ作成
 - 1.4 実際の制御への下きとその効用
2. 多変数自回モデル
 - 2.1 同定作業プロセス内での重要な側面
 - 2.2 ARモデルによる最適制御例
 - 2.3 注意事
3. 両モデルの相互

第3報

1. 多変数制御の中でのDC制御の加と計算例

2. MPC (Model Predictive Control)

- 2.1 な MPC か, その色は
- 2.2 Diophantine 式
- 2.3 多重共線性の問題と PLS (Partial Least Square)
- 2.4 ARモデルのフジモデル化. なかその理及びその線図とシミュレーション

第4報

1. 環システムへの適用の可能性

- 1.1 解解析 (ーブレット分解) とプロセス制御解析及びシミュレーション
- 1.2 報の重要さとその出
- 1.3 多変数制御とは定量制御とは限らない.
 - 1) エキスパートシステム
 - 2) フジモデルと制御
 - 3) マルエージェントシステム

2. 結び

以上

[参考文献]

- 1) 赤池, 『科学の中の統計学』, 講談社
- 2) 中川監修, 『エンジニアのためのプロセス解析と制御』, システム総合開発(株)編, 工業技術社発行

執筆者紹介

(略歴)

- 1951 東京大学工学部卒, 直ちに秩父セメント(株)(現太平洋セメント)入社
- 1964 工学博士
- 1973 同社本社システム部 部長
- 1973 ~ 1979 東京工業大学無機材料工学科非常勤講師兼務
- 1980 システム総合開発(株)(現パシフィックシステム(株)) 発足, 初代社長兼秩父セメント役員待遇参与
- 1997 会長, 相談役を経て同社退社, 現在に至る.
この間, 経済同友会および日本工学アカデミア会員を歴任

(受賞)

計測自動制御学会技術論文賞, 同じく学術論文賞, 大河内記念生産賞, 石川賞(赤池, 中川)

(主な出版物)

- 『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(赤池, 中川)
- 『エンジニアのための統計的解析と制御』, 工業技術社
- “Statistical Analysis and Control of Dynamic Systems” H.Akaike, T.Nakagawa, Kluwer Academic Publishers.
- [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

(従事した主な仕事)

セメント生産・運転・管理, 計測および計算機制御, システム開発(FA, OA), 無線ネットワーク開発および生コン工場無線ネットワーク開発, 熱炉プロセスコンサルタント, 会社経営