

生産システムのモデリングと PID ニューロ制御政策

伊 藤 幸 雄

要 約

この論文は、[4]で提案された生産モデルを PID ニューロ制御政策として拡張したものである。我々の提案するアプローチは、生産システムが非線形な場合にも適用可能で、一般的なシステム、例えば、生産流通・財務的处理にも適応可能と思われる。

まず、最初に、一般的な生産システムについて[4]にしたがって述べ、第二節ではこの生産システムの構造を明らかに自動車製造工程を例にとって説明する。第三では、生産システムの状態空間モデルで表現し、出荷計画生産と実際の生産の差の二乗の累計を最小化する目的関数をもつ最適制御問題を定式化し、その最適制御則を導く。その最適制御則を元の構造システムに組み込んだ閉ループシステムを導く。そのフィードバックシステムを非線形と考慮して、PID 制御を定義し、フィードバック係数の決定のためのニューラルネットワーク・アルゴリズムが示され、第四に、シミュレーションによるこの方法の可能性を探る。最後に、このアプローチの全体的評価と将来的な発展・展望を述べる。

キーワード：生産システム，モデリング，PID 制御，ニューラルネットワーク

1. は じ め に

近年、生産システムの生産間の方式において、納期と生産期間と在庫の関連で様々な管理方式が最適制御政策の観点から検討されてきている。しかし、受注生産方式、基準在庫方式、MRP、かんばん方式、多能工とU字生産ライン、TOC、CONWIP などあり、引用文献[2]はニューロDPを用いた最適発注・生産政策の研究や[3]は複数中間製品を組み立ててひとつの製品を完成するというシステムに、外部からの様々な要請をモデル予測制御方式を適用したモデリングとその生産制御方式を提案している。個々での生産方式の提案は、[3]の方式に従っているが、モデル予測制御には、[3]の拡張として、非線形の場合も対応できるようにニューラルネットワークを適応して、さらに最近見直されている古典的制御方式であるいわゆる、Phillips 型の PID フィードバック制御方式による生産システムのモデリングと定式化を試みてみよう。図1.において製品・部品の流れを矢印で示している。図1においてある製品の注文要請が入り、それが様々な生産工程に分けられ、それぞれの部品をその生産ラインで生産されるその過程で、それぞれの部分品に応じた原材料、あるいは在庫、仕掛品が仕入れられ、加工され、そして組み立てられる。最終的には、目的の一つの製品に組み立てられ仕上げられ、出荷される複雑な過程であるが、ここでは、

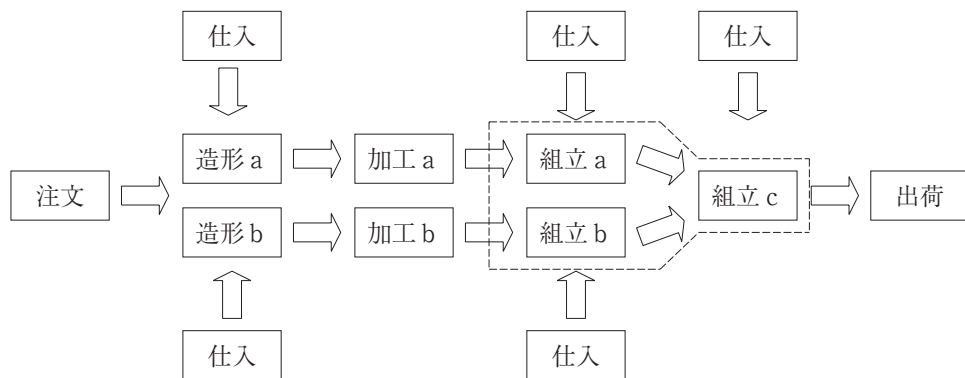


図1. 生産システムの工程図 ([3] 図1.を若干修正掲載)

破線の部分で囲んだものを考察対象としよう。

2. 生産システム

ここで、扱うシステムは、一般的自動車メーカーが採用している自動車組み立てアッセンブリラインという実システムを想定して、個々で提案される制御方式を定式化してみる。方式としては、複数の中間製品を組み立てて一つの製品を完成させるシステムであり、その際、生産計画の外部からの注文要請合わせ、中間在庫、製品在庫などを考慮しながら、動的に生産計画していく。この生産ラインを、注文要請の生産目標値、在庫や単位時間の最大生産量、工程変更の手間などを制約とした離散型線形システムに取り組み、評価関数として生産目標値と現実生産値の差の累計をを最小にすることがこの生産システムの目的となる。この生産システムの全体像を図1.示す。この図は各工程に複数の生産ラインが存在し、それぞれの組み立てラインの過程で原材料の仕入れあるいは在庫品購入の外部要因の流れを示したものである。

ここで、考慮の対象となる生産システムは、(1)完成品および中間品の在庫数量を最小とする。(2)欠品は発生させない。(3)生産品番切り替えにより、生産ライン停止時間の低減と抑制を仮定する。この完成品および中間品在庫数量の最小化するための評価関数として時点 t の出荷数量の目標値 y_t^* 完成品の生産数量 y_t の差として定義すると、生産計画期間 $[1, T]$ における出荷計画生産と生産数量の差の累計を最小にする形となる。この様子を示したものが図2である。

数式で表すと、

$$S = \sum_{i=1}^T (y_t - y_t^*)^2 \quad (1)$$

生産ライン、中間品、完成品の流れを表1で表す。ここで、破線が生産数で、実線が出荷数で、その乖離が在庫であり、欠品である。すなわち、生産数が出荷数を超過するときが在庫で、その逆が欠品の場合である。ライン間の中間品は図2のように流れると仮定する。構成部品はそれぞれの各完成品に対して2つ部品からなり、表1で示される。

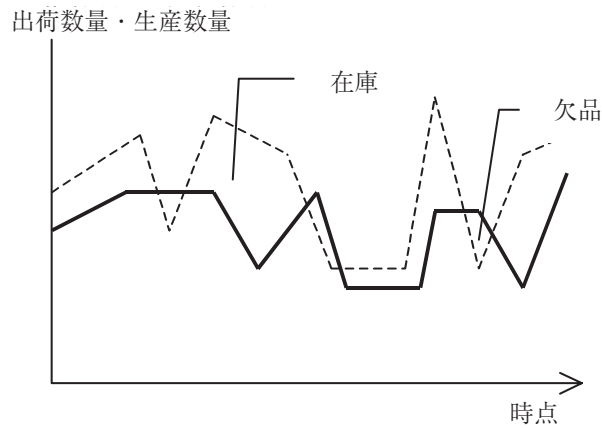


図2. 出荷生産数と生産数との推移

完成品 品種	構成品 1	構成品 2
a	d	f
b	d	g
c	e	g

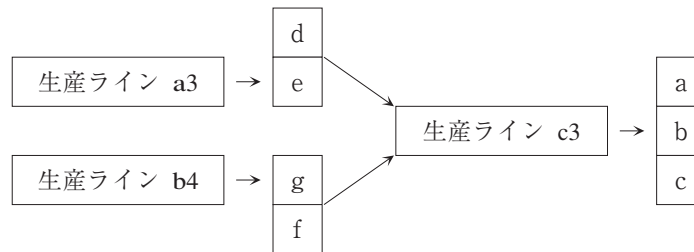


表1. 構成部品表

3. 生産システムの状態空間モデリングと PID ニューロ制御アルゴリズム

第3節で記述された生産・在庫システムをモデル化すると次のようになる。

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{A}\mathbf{x}_{t-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_{t-1} \quad (2)$$

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{C}\mathbf{x}_t \quad (3)$$

ただし、ここで、変数ベクトル $\mathbf{x}$, $\mathbf{u}$, は状態変数, 制御変数で、それぞれ次のものを表している。

$\mathbf{x}_t$: 時刻 t における完成品および中間品の在庫数量変数ベクトル

$\mathbf{u}_t$: 時刻 t における完成品および中間品の生産数量変数ベクトル

$\mathbf{y}_t$: 時点 t における出荷可能な完成品数量変数ベクトル

したがって、この生産システムは、在庫品数量をコントロールすることによって生産数

量の調整を通じて、現実の出荷数量を目標出荷数量に調整する生産・出荷数量に対する在庫数量管理システムと考えられる。

一方、係数行列は A , B , C および D は次のような要素で構成されている

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & -1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

ここで、生産システムにおける最適制御問題は、方程式(2), (3)を制約式とした完成品と中間在庫数の実績数と計画数との差の平方和で表現された評価関数(1)の最小を求めるものとなる。ここで、状態変数 x の数はすべての中間品と完成品の在庫数, y は完成品在庫数を表す。これをLQタイプの最適制御問題として解ける。その制御解は次のように求められる。

$$u_t = -(B'B)^{-1}B'(Ay_{t-1} - y^*) \quad (4)$$

これは、完成品が在庫数にフィードバックした形となっている。方程式(4)を元の状態方程式モデルに導入すると

$$x_t = \{A - B(B'B)^{-1}B'C\}x_{t-1} - (B'B)^{-1}B'y_t^* \quad (5)$$

ここで、 A , B , C が確定すれば計画値 y_t^* が決定されれば、(5)によりすべての製品の在庫数が求まる。しかし、方程式内の変数や評価関数 S が比率で表されているのであれば、求める最適制御法則は非線形となる。したがって、方程式(4)の係数ならび計画数 y_t^* には不確実が存在する可能性がある。その不確実な係数を鑑みることににより、それは過去からの数値実績による決定するとすると

$$u_t = F(x_{t-1}) \quad (6)$$

と言う非線形フィードバック法則によって書ける。このとき、PID ニューロ制御政策として、フィードバック係数ベクトル F_p , F_i , F_d として書けば、次のフィードバック制御方程式として書くことが出来る。今、制御政策を状態変数 x_t と状態変数の希望値 $\hat{x}_t$ との乖離を「制御偏差」

$$d_t = x_t - x_t^* \quad (7)$$

と定義すると次のように書ける。

$$\Delta u_t = F_p(d_t - d_{t-1}) + F_i d_t + F_d(d_t - 2d_{t-1} + d_{t-2}) \quad (8)$$

ここで、PID 制御構造を離散時間系であらわすと図3のように表される。

制御変数ベクトルをニューラルネットを状態変数とその目標値によって計算することが出来る。そのとき使用される評価関数は、誤差平方和で次のように表される。

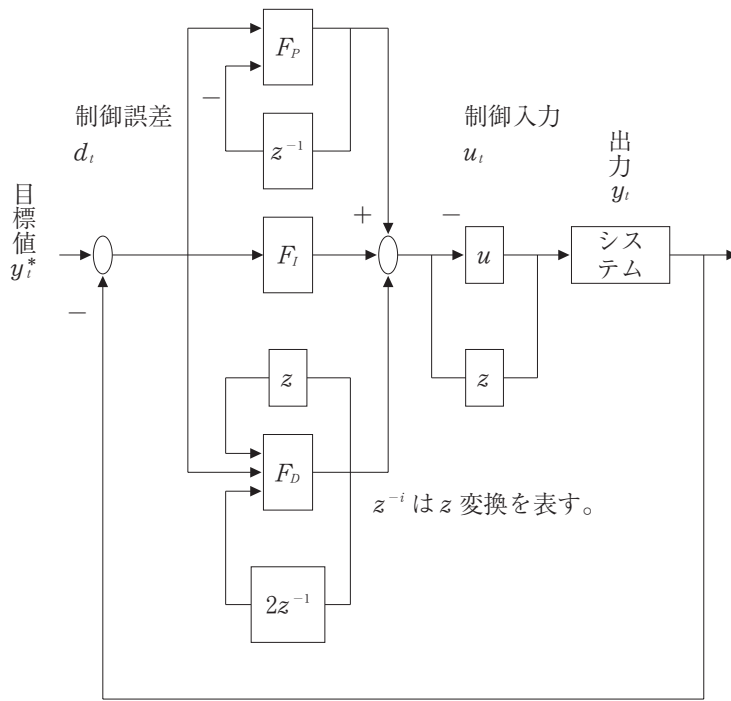


図3. 離散型 PID 制御構造

$$E = \frac{1}{2} d_i^2 \quad (9)$$

ニューラルネットワークは上記の誤差平方和 E を最小にする。実際には、評価関数 E がある一定（例えば $\varepsilon=0.01$ ）以下になるまで、傾斜法により、ウェイト出力層におけるウェイトの変更を繰り返す。したがって、 w が繰り返し計算され、決定される。次式が成立する。

$$\Delta w_{kjt} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} + \alpha \Delta w_{kjt-1} \quad (10)$$

いま、 δ_k を次式で定義すると

$$\delta_k = -\frac{\partial E}{\partial net_k} \quad (11)$$

$$net_k = \sum_j w^{kj} F_j + \theta_k \quad (12)$$

このとき

$$-\frac{\partial E}{\partial w^{kj}} = -\frac{\partial E}{\partial net_k} \cdot \frac{\partial net_k}{\partial w^{kj}} = \delta_k F_j \quad (13)$$

微分の連鎖規則により、

$$\delta_k = -\frac{\partial E}{\partial net_k} = -\frac{\partial E}{\partial \Delta y_t} \cdot \frac{\partial \Delta y_t}{\partial \Delta x_t} \cdot \frac{\partial \Delta x_t}{\partial F_k} \frac{\partial F_k}{\partial net_k} \quad (14)$$

ここで

$$\begin{aligned} -\frac{\partial E}{\partial \Delta y_t} &= -\frac{\partial E}{\partial d_t} \cdot \frac{\partial d_t}{\Delta y_t} = d_t \\ \frac{\partial F_k}{\partial net_k} &= f'(net_k) = F_k(1 - F_k) \\ \frac{\partial \Delta x_t}{\partial F_k} &= \begin{cases} d_t - d_{t-1}; k=1 \\ d_t; k=2 \\ d_t - 2d_{t-1} + d_{t-2}; k=3 \end{cases} \end{aligned}$$

最終的に

出力層における更新ルールは次式となる。

$$\Delta w_{kjt} = \eta \delta_k F_j + \alpha \Delta w_{kjt-1} \quad (15)$$

$$\delta_k = d_t \frac{\partial y_t}{\partial u_{t-1}} F_k(1 - F_k) \frac{\partial u_{t-1}}{\partial F_k} \quad (16)$$

中間層においては,

$$\Delta w_{jit} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} + \alpha \Delta w_{jit-1} \quad (17)$$

$$-\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = -\frac{\partial E}{\partial net_j} \cdot \frac{\partial net_j}{\partial w_{ji}} \quad (18)$$

$$net_j = \sum_i w_{ji} F_i + \theta_j$$

を考慮すると

$$\begin{aligned} \delta_j &= -\frac{\partial E}{\partial net_j} = -\sum_k \frac{\partial E}{\partial net_k} \cdot \frac{\partial net_k}{\partial F_j} \cdot \frac{\partial F_j}{\partial net_j} \\ &= \sum_k \delta_k w_{kj} f'(net_j) = \sum_k \delta_k w^{kj} F_j(1 - F_j) \end{aligned}$$

したがって、中間層における更新ルールは次式で表される。

$$\Delta w_{jit} = \eta \delta_j F_i + \alpha \Delta w_{jit-1} \quad (19)$$

$$\delta_j = \sum_k \delta_k w_{kj} F_j(1 - F_j) \quad (20)$$

4. ニューロ PID 制御 Algorithm の計算過程

Step 1: 評価値関とウェイトの初期値を設定する。

Step 2: 制御入力 u_t と誤差 $d_t = y_t - y_t^*$ を求める。

Step 3: 誤差計算を行う。

$$\begin{aligned} \delta_k &= d_t \frac{\partial y_t}{\partial u_{t-1}} F_k(1 - F_k) \frac{\partial u_{t-1}}{\partial F_k} \\ \delta_j &= \sum_k \delta_k w^{kj} F_j(1 - F_j) \end{aligned}$$

Step 4: ウェイト計算

$$\begin{aligned} \Delta w_{kjt} &= \eta \delta_k F_j + \alpha \Delta w_{kjt-1} \\ \Delta w_{jit} &= \eta \delta_j F_i + \alpha \Delta w_{jit-1} \end{aligned}$$

Step 5: 評価関数の計算と終了判定を行う。

and go back to Step 2 if $E = \frac{1}{2} d_t^2 > \varepsilon$ (ただし, ε は十分小さい正数)

At Step 3: $\partial \Delta y_t / \partial \Delta x_t$ のヤコビアン行列式を必要とする。ここでは, 制御変数野符号を考えることによるもっと簡単な方法を採用する。

$$\begin{aligned} \frac{\partial \Delta y_t}{\partial \Delta x_t} &= \left| \frac{\partial \Delta y_t}{\partial \Delta x_t} \right| \text{sign} \left[\frac{\partial \Delta y_t}{\partial \Delta x_t} \right] \\ \hat{\delta}_k &= d_t \text{sign} \left[\frac{\partial \Delta y_t}{\partial \Delta x_t} \right] F_k (1 - F_k) \frac{\partial \Delta x_t}{\partial F_k} \\ \Delta w_{t+1}^{kj} &= \eta \hat{\delta}_k F_k + \beta \Delta w_t^{kj} \end{aligned}$$

ここで, $\text{sign}(x) = 1 (x > 0), -1 (x < 0)$. この場合, 入力と出力の傾斜の符号を η との間に挿入することによってのみ考えることにする。したがって, 次式によって上式は置き換えられることになる。

5. 要約的結語

ここでは, 一般的な生産システムを想定し, 製品の納期と生産期間と在庫の関連で最適制御方式の管理方式を採用した場合のモデル予測制御方式を適用したモデルの構築に対して, いわゆる, Phillips 型非線形の場合も適応できるようにニューラル・ネットワークを導入した生産システム構造を構築した。残された問題は, これに実際の生産データを用いてシミュレーションを行うことである。この方法は, 最近話題となっている販売に関する SCM にも適用できるのでこれらの適用も含めた, 経営問題に関する広範囲の適用可能性が将来考えられる。

参 考 文 献

- [1] Ito, Y “Neuro-fuzzy PID Stabilization Policy for Stock Prices and Exchange-Rate Markets Model” *Proc. of the IASTED International Conference on Artificial Intelligence and Applications*, Ed. by M. H. Hamza, The International Association of Science and Technology for Development—IASTED, ACTA Press, Anaheim·Calgary·Zurich, 2003, pp. 499-504.
- [2] 大野勝久「生産ラインの最適制御」計測と制御 第42巻 第7号 2003年7月号 546-551頁
- [3] 大松 繁・山本 透編『セルフチューニングコントロール』計測自動制御学会 1996年8月 東京
- [4] 梶浦俊彦・新 誠一「生産システムのモデリングと制御」計測と制御 第42巻 2003年2月号
- [5] Hosoi, M and Y. Ito “Decentralized Neuro Phillips-type Policy Models for Fiscal and Monetary Decision-makers” *Proc. of the IASTED International Conference on Artificial Intelligence and Applications*, Ed. by M. H. Hamza, The International Association of Science and Technology for Development—IASTED, ACTA Press, Anaheim·Calgary·Zurich, 2003, pp.

481-486.

- [6] 増田士朗「状態空間法による一般化予測制御系の設計法」計測と制御 第39巻 第5号
326-330頁 2000年
- [7] 人見勝人『入門編生産システム工学』第2版 共立出版 東京 2000年10月