

主入力変数による表現の簡潔な GMDH モデルと その工具摩耗予測モデルへの適用

GMDH Model with Simple Expression by a Main Input Variable and its Application
to the Prediction Model for Cutting Tool Wear

植松 哲太郎*・大島 康次郎*
Tetsutaro UEMATSU and Yasujiro OSHIMA

1. ま え が き

GMDH (Group Method of Data Handling)¹⁾は、複数個の入力変数をもつプロセスの統計モデルを作成するための有力な手法として最近注目されている。しかし得られたモデルは、入力変数の結合状態が一般に複雑になりがちである。GMDH モデルが、ほとんどの場合、電子計算機上で利用されることを考えれば、これはさして問題ではないかもしれない。しかし多くのプロセスモデルは、少なくとも主要入力変数について簡潔に表現されている方が利用しやすい。そこで主要入力変数によって簡潔に表現された主モデルを回帰分析によって定め、この主モデルの係数を表す副モデルを他の入力変数から GMDH を用いて作成するという二段構えのモデル化を考え、切削工具の摩耗予測モデルの作成に、このアルゴリズムを適用したところ、良好な結果を得た。

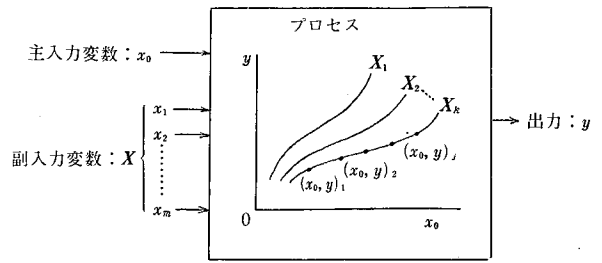
2. モデル作成のアルゴリズム

プロセスの入力を、主入力変数 x_0 と副入力変数 x_1, x_2, \dots, x_m (まとめてベクトル \mathbf{X} で表す) とに分ける。本報告で対象とするプロセスは、図 1-(a) に示すように、副入力変数 \mathbf{X} が一定のとき、プロセス出力 y が主入力変数 x_0 に関して比較的単純な曲線で表され、 \mathbf{X} の状態が変わったとき、この $y-x_0$ 曲線の位置と形状も変化するプロセスとする。このような特性をもつプロセスは実際によく見かける。このプロセスの統計モデルを図 1-(b) に示すアルゴリズムに従って作成する。

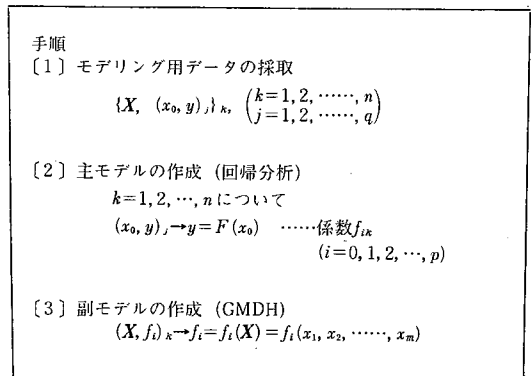
手順[1]: n 組の副入力変数 $\mathbf{X}_k (k=1, 2, \dots, n)$ のそれぞれについて q 対のデータ $(x_0, y)_{jk} (j=1, 2, \dots, q)$ を採取し、これらのデータ $\{\mathbf{X}, (x_0, y)_j\}_k$ をモデリング用データとする。

手順[2]: $y-x_0$ 曲線を表す、簡潔な主モデル

$$y = F(x_0) \quad (1)$$



(a) 対象プロセス



(b) モデル作成のアルゴリズム

図1 対象プロセスとモデル作成のアルゴリズム

を想定し、 n 組の \mathbf{X} の各組ごとに q 対のモデリング用データ $(x_0, y)_{jk}$ から回帰分析によって $F(x_0)$ の係数 $f_{ik} (i=1, 2, \dots, p)$ を決定する。 $F(x_0)$ の関数形はいくつかのものを候補にあげ、なんらかの規準に従って最終的には一つに絞る。そのさい、 n 組すべてに共通な関数形にする。

手順[3]: [2] で得られた係数 f_i は \mathbf{X} に依存するから

$$f_i = f_i(\mathbf{X}) = f_i(x_1, x_2, \dots, x_m) \quad (2)$$

と表せる。しかし、この関数形は不明であり、一般に複雑な形である。そこで GMDH の手法を用いて、 n 組のデータ $(\mathbf{X}, f_i)_k$ から副モデル (2) を作成する。

* 東京大学生産技術研究所 第2部

本方法は、このような二段構えのモデル化を行うことにより、複雑なプロセスについても、主入力変数による表現が簡潔なモデルを得ようとするものである。

3. 工具摩耗予測モデルの作成への適用

切削工具の摩耗進行プロセスは、前章で対象としたプロセスの特性をもっている。そこで正面フライス切削における切刃のフランク摩耗の予測モデルの作成に上述のアルゴリズムを適用してみる。入出力変数は表1に示すとおりで、主入力変数 x_0 として正味切削時間 t をとり、副入力変数として切削条件をとる。切削速度は工具摩耗に対する寄与率が特に大きいことが経験的に知られているので、その自然対数をとったものも副入力変数の一部として加え、全部で4個の副入力変数 ($m=4$) を採用した。その他の切削条件は、被削材；鋼 (AISI 1015, 硬度 $R_B=95$)、工具；超硬スローアウェイチップ (STi 25)、送り：0.25 mm/tooth, 切込み；1.5 mm で、いずれも固定条件とした。

前章で述べたモデル作成手順は具体的には次のように実施された。

手順〔1〕：表2に示す6組の副入力変数条件 ($n=6$) のもとで試し切削を行い、各組についてその摩耗進行曲線から $q=10$ 対の (t, y) データを読み取る。ここでは実際の見地から定常摩耗領域だけを対象とした。

手順〔2〕：工具摩耗量 (出力 y) は切削時間 t に対して単調に増加するから、摩耗進行曲線 ($y-t$ 曲線) を表す主モデルとして、次の整式

$$y = F(t) = f_0 + f_1 t + f_2 t^2 + \dots + f_p t^p \quad (3)$$

表1 工具摩耗予測モデルの入出力変数

出力変数 : y	超硬チップのフランク摩耗 (正面フライス切削)		
主入力変数 : t	正味切削時間		
副入力変数 (切削条件)	x_1	切削速度	
	x_2	エンゲージ角	
	x_3	被削材幅	
	x_4	$\log_e x_1$	

表2 モデリング用副入力変数条件

データ組番号	切削速度 x_1 (m/min)	エンゲージ角 x_2 (deg)	被削材幅 x_3 (mm)
1	222	30	50.8
2	123	50	57.2
3	100	60	76.2
4	181	18	57.2
5	151	30	76.2
6	222	50	101.6

を候補にあげる。関数 $F(t)$ の次数が $p=1, 2, 3$ のケースについて、それぞれ通常の回帰分析を行い、第 k 組目の条件に対する係数 f_{ikp} ($i=0, 1, 2, \dots, p$) を決定した。

手順〔3〕： $p=1, 2, 3$ の3ケースのそれぞれについて、係数 f_i を表す副モデル $f_i(X)$ を改良形 GMDH²⁾ を用いて作成した。GMDH では、層の積み重ねによってモデルの次数を成長させるという基本方針から、各層で使用する基礎関数は、2個の層入力 z_i, z_j の2次式 $b_0 + b_1 z_i + b_2 z_j + b_3 z_i z_j + b_4 z_i^2 + b_5 z_j^2$ の形にすることが多い³⁾。ここではモデリング用データの必要組数をなるべく少なくするために、基礎関数を次のような二重構造

$$\left. \begin{aligned} u_i &= a_0 + a_1 z_i + a_2 z_i^2 \\ u_j &= b_0 + b_1 z_j + b_2 z_j^2 \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

$$w = c_0 + c_1 u_i + c_2 u_j \quad (5)$$

にして中間変数 w を決定する。この場合は最小限3組のデータがあれば、層内で回帰分析によって式 (4), (5) の係数を決定できる。式 (4), (5) の各項の採否は、目的変数 f_i に対する情報量規準 AIC を最小にするという規準に従って決定する。層入力のすべての組み合わせについて式 (4) の2次の項がともに不採用になったときは、層の積み重ねをそれ以上続けてもモデルの次数は成長しないので、その段階でモデリング完了とする。

4. シミュレーション結果と考察

4.1 モデルの精度

表3に、主モデル $y=F(t)$ の回帰分析時 (手順〔2〕) の残差の最小二乗平均値 S_p^2 と情報量規準 AIC の値をそれぞれ $n=6$ 組のケースについて平均したものを示す。ここで第 k 組目の q 対のデータ (t, y) について

$$AIC = q \log_e S_p^2 + 2(p+1) \quad (6)$$

の関係がある⁴⁾。表3によれば、 $p \leq 3$ の範囲では AIC 最小化の規準に従ったときも、最小二乗法に従ったときと同様に、 $p=3$ 次のときに最良の主モデルが得られることになる。

次に手順〔2〕,〔3〕で得られた主、副モデル $y=F(t)$ および $f_i=f_i(X)$ の、モデリング用データに対する全体的あてはめ精度を検討する。各組 ($n=6$ 組) のモデリング用データの中からそれぞれ適当な4時点ずつ、合計24点を選び、次の相対誤差によりあてはめ精度を評価する。

$$|e| = |(\hat{y} - y)/y| \times 100 (\%) \quad (7)$$

ただし、 y ：観測値、 \hat{y} ：モデルによる推定値
表4に、関数 $F(t)$ の次数 $p=1, 2, 3$ について相対誤差 $|e|$ の平均値と標準偏差を示す。あてはめ精度は $p=1, 2$ のときは十分高いと言えるが、 $p=3$ では良くない。

次に予測モデルとしての予測精度を検討する。そのた

研究速報

表3 主モデルの回帰分析結果の評価
($n=6$ 組についての平均)

次数 p	1	2	3
残差の最小二乗平均値	1.4×10^{-4}	5.2×10^{-5}	3.1×10^{-5}
情報量規準 AIC	-91.6	-95.1	-98.1

表4 工具摩耗モデルの相対あてはめ誤差 $|e|$
(単位%)

次数 p	1	2	3
平均	3.8	4.6	19.5
標準偏差	1.9	4.1	21.3

表5 工具摩耗モデルの相対予測誤差 $|e|$
(単位%)

次数 p	1	2	3
平均	4.9	11.0	91.2
標準偏差	4.8	11.5	152.5

めに切削条件を、切削速度 $x_1=100\sim 222$ m/min, エンゲージ角 $x_2=18\sim 60$ deg, 被削材幅 $x_3=50.8\sim 101.6$ mm の範囲で24通りに組み合わせて切削したときの摩耗量(出力 y)の観測値と、各条件におけるモデルによる出力推定値 \hat{y} とから、式(7)に従って相対誤差を求める。各切削条件について適当な4時点ずつ、合計96点についての相対誤差 $|e|$ の平均値と標準偏差を表5に示す。次数 p による精度の差は、表4のあてはめ精度の場合より一層顕著になる。 $p=1$ のときは予測モデルとして十分満足がいくが、 $p=3$ のモデルは採用できない。表3, 4, 5を比較してみると、主モデル $y=F(t)$ の回帰時に最小二乗法あるいは情報量規準 AIC 最小化の規準だけに従って次数 p を決定するのは早計であると言える。主、副モデルを含めた全体的あてはめ精度、さらに望ましくはいくつかの予測精度を検討したうえで、次数 p または関数 $F(t)$ を決めるべきである。

図2は、上記96点の相対誤差 $|e|$ のヒストグラムである。 $p=1$ のときは全予測点の約93%のものが相対予測誤差10%以内におさまっている。著者は以前に、全入力変数に対してGMDHを直接適用して摩耗予測モデルを作成した結果を報告した³⁾。その場合は、本報告と同じ条件に対して、相対予測誤差 $|e|$ の平均値5.9%, 標準偏差5.9%, $|e| \leq 10\%$ におさまるものは全予測点の80%という精度であった。この直接方式に特別のモデル修正方式を付加すると、相対予測誤差 $|e|$ の平均値2.5~5.0%, 標準偏差2.9~3.8%, $|e| \leq 10\%$ におさまるものは全体の92~96%という結果が得られることも報告した³⁾。これらのことを考えると、本方式では、モデル修正の手続きを経ずに、十分に精度の高い予測モデルが得られる。 $p=1$ のとき、係数 f_0 のGMDHモデルは3層、 f_1

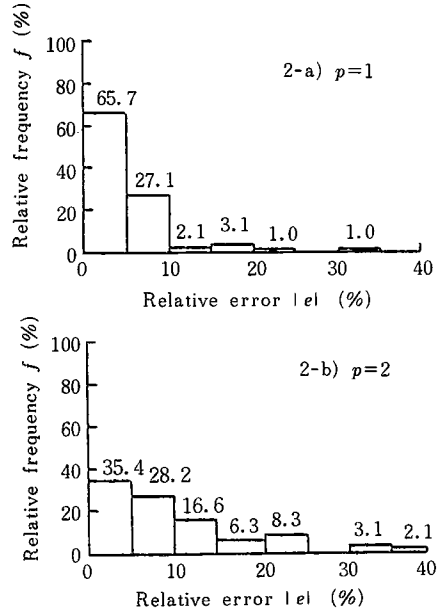


図2 工具摩耗モデルの相対予測誤差のヒストグラム

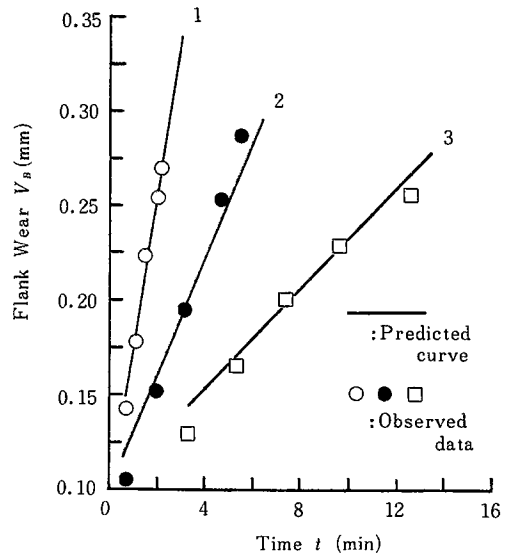


図3 工具摩耗量の観測値とモデルによる予測摩耗進行曲線

表6 図3の切削条件

条件番号	切削速度 x_1 (m/min)	エンゲージ角 x_2 (deg)	被削材幅 x_3 (mm)
1	222	30	76.2
2	151	60	76.2
3	100	50	57.2

それは2層であった。図3に、表6の切削条件における摩耗量観測値(プロット)と、モデル($p=1$)による予測摩耗進行曲線(実線)を示す。

4.2 工具寿命の推定

本方式によって得られたモデルは、主入力変数についての表現が明確になっているので、摩耗プロセスの予測のように、副入力変数(切削条件)が一定に維持された状態(主モデルの係数 f_i が一定の状態)での各時刻における推定出力はきわめて簡単に計算できる。

切削工具の摩耗予測モデルの一つの大きな用途は、工具寿命の推定である。切削条件が決まれば、副モデルによって主モデルの係数 f_i が決まるので、任意の工具寿命判定基準 $y=y_L$ に対して、工具寿命は主モデル($p=1$)から

$$T_L = (y_L - f_0) / f_1 \quad (8)$$

とただちに推定される。工具寿命判定基準を $y_L = 0.25$ mmとして、前節の24通りの切削条件について、寿命の観測値とモデル($p=1$)による推定値との相対誤差を式(7)に従って求めたところ、 $|e|$ の平均値6.5%、標準偏差3.6%が得られた。

5. ま と め

多変数入力をもつプロセスの統計モデルを、主入力変数による簡潔な回帰モデルと、副入力変数によるGMDHモデルとによって構成する、二段構えのモデル化を提案した。この方式を切削工具の摩耗予測モデルの作成に適用して、次のような結果を得た。

(1) 主入力変数(時刻)による表現が簡潔で、全体の予測精度の高いモデルが得られる。

(2) 主入力変数による主モデルの表現は、副入力変数による副モデルも含めた全体的あてはめ精度を検討して決定すべきである。

(3) 主入力変数による表現が簡潔であるため、モデルの応用(切削工具の摩耗プロセスでは、たとえば工具寿命の推定)が容易になる。

(4) 工具摩耗プロセスでは、摩耗量を正味切削時間の1次式で十分に精度良く表現できる。

おわりに、工具の摩耗データをご提供いただいた三菱金属(株)東京製作所根岸秀夫氏に深く感謝いたします。

(1981年2月24日受理)

参 考 文 献

- 1) A. G. Ivakhnenko: Polynomial Theory of Complex Systems, IEEE Trans., **SMC-1**, (1971) 364.
- 2) 近藤正, 田村坦之: 情報量規準AICを用いて中間表現式を自己選択する改良形GMDH, 計測自動制御学会論文集, **15**, 4 (1979) 466.
- 3) 植松哲太郎, 大島康次郎: GMDHによる切削工具摩耗の予測, 生産研究, **32**, 11 (1980) 555.
- 4) 赤池弘次: 情報量規準AICとは何か, 数理科学, No. 153 (1976) 5.
- 5) 植松哲太郎, 大島康次郎: GMDHによって作成された工具摩耗予測モデルの精度改善法, 生産研究, **33**, 2 (1981) 56.

