

## 時系列データのカオスの解析法について — cos 解析法の樹脂押し出し機への適用—

01006143 名古屋工業大学 大鑄 史男\* OHI Fumio  
中部地方整備局 石川 雄俊 ISHIKAWA Taketoshi  
02202893 名古屋工業大学 鈴木 達也 SUZUKI Tatsuya

0. 序. 連続的な dynamics に従って動いている対象に対して観測を行い時系列データを得るとする. もしその対象に異常が生じれば, 正常な場合は異なった時系列データが得られるであろうし, また, 異常の種類が異なれば, この場合も得られる時系列データは異常の種類に応じて異なったものになるはずである.

大鑄, 鈴木 [3] は, このような時系列データの判別を目的として, カオス的な考え方に従った一つの簡便な手法を提案し, cos 解析法と呼んだ. また大鑄, 鈴木, 石川 [4] は, cos 解析法を樹脂押し出し機の圧力データに適応し, 樹脂押し出し機の状態把握が可能であることを示唆した. 本稿ではより詳細に樹脂押し出し機の状態把握への cos 解析法の適応可能性を調べる.

1. cos 解析法の基本的な考え方. dynamics は相空間に軌道を描くが, もし対象に異常が生じれば, 軌道は擾乱させられ, 軌道の変動の仕方が異なってくるはずである. 従って, 軌道の変動の仕方の違いを見る事で, 異常の判別ができると考えられる. 相空間の軌道に関する情報は, Takens の定理を用いて時系列データから再構成される軌道から取り出すことができる.

Takens [5] の定理から,  $n$  次元相空間における dynamics を観測することで得られた時系列データを  $x_1, x_2, \dots, x_N$  とし,  $d \geq 2n$  に対して,

$$\begin{aligned} X_1 &= (x_1, x_{1+\tau}, \dots, x_{1+(d-1)\tau}), \\ X_2 &= (x_2, x_{2+\tau}, \dots, x_{2+(d-1)\tau}), \\ &\dots \end{aligned}$$

として  $d$  次元ベクトル  $X_1, X_2, \dots$  を  $d$  次元空間にプロットすれば, 元の軌道を再構成することができる.  $d$  は埋め込み次元,  $\tau$  は時間遅れと呼ばれる. 従って, このようにして時系列データから再構成された軌道から変動の仕方を特徴づける量を取り出せばよい.

このような量の取り出し方に関しては, Kaplan and Glass [2], Wayland, Bromley, Pickett and Passamante [6], 五百旗頭 [1] 等のいくつかの提案があるが, これらに比して大鑄 and 鈴木 [3] は次節のようなより簡便な量を提案している.

2. 大鑄 and 鈴木 [3] の量.  $X_j$  の前後の点

$X_{j-1}, X_{j+1}$  をとり, ベクトル  $X_j - X_{j-1}$  と  $X_{j+1} - X_j$  とのなす角度の余弦を考える.

$$\begin{aligned} &\cos(X_j - X_{j-1}, X_{j+1} - X_j) \\ &= \frac{(X_j - X_{j-1}) \cdot (X_{j+1} - X_j)}{\|X_j - X_{j-1}\| \cdot \|X_{j+1} - X_j\|} \end{aligned}$$

もし, 元の dynamics が外乱の影響を全く受けず, データが十分多くあれば,  $X_{j-1} - X_j$  と  $X_{j+1} - X_j$  の向きはほとんど同じで, これらの二つのベクトルがなす角度の余弦は 1 に近くなると期待できる. しかし dynamics が外乱の影響を受ければ, 軌道は乱れ始め, この角度の余弦は 1 からずれていくはずである. また, 外乱の種類によって, 余弦の値は異なるはずである.

このような考え方に従い, 次のような量を考える.  $X_1, X_2, \dots$  から  $k$  個の点  $X_{i_1}, X_{i_2}, \dots, X_{i_k}$  を選び (これらを基準点と呼ぶ),

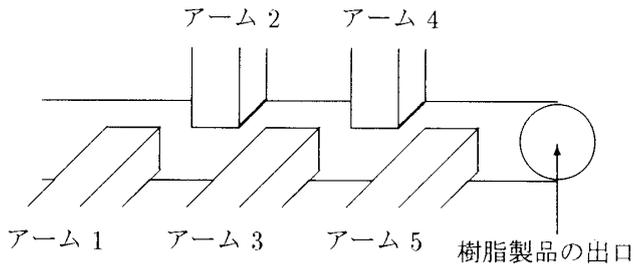
$$\begin{aligned} C &= \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \frac{(X_{i_j} - X_{i_{j-1}}) \cdot (X_{i_{j+1}} - X_{i_j})}{\|X_{i_j} - X_{i_{j-1}}\| \cdot \|X_{i_{j+1}} - X_{i_j}\|}, \\ C_s &= \frac{\sum_{j=1}^k (X_{i_j} - X_{i_{j-1}}) \cdot (X_{i_{j+1}} - X_{i_j})}{\sum_{j=1}^k \|X_{i_j} - X_{i_{j-1}}\|^2} \end{aligned}$$

とする. 一番目の量  $C$  は, 軌道の接線の方向の変化を推定したものであり, 二番目の量  $C_s$  は,  $C$  を簡便化したものである. 本稿では, 特に  $C_s$  を用いる.

大鑄, 鈴木 and 石川 [4] らは, 樹脂押し出し機の圧力データ等に適応し, 異常の判別に用い得ることを示唆している. 本稿では, 引き続き樹脂押し出し機の圧力データに適応し, より詳細に調べることにより, cos 解析法の生産現場への応用可能性を探る.

3. 樹脂押し出し機. 樹脂押し出し機の全体像の概略図は, 次の図のようであり, 左側の三本のアーム状の押し出し機と, 上からの二本のアーム状の押し出し機から樹脂が押し出され, 壁面が 5 層からなる円筒状のものが生成される. この円筒状のものを適当な長さで切ることによって, 様々な樹脂容器が作られる.

不良品には, 様々なタイプがあり, 一時期に大量に出現したりする. 最終的な目標は, このような不良品の出現を予知することである. 本稿では, このことへの cos 解析法の適用可能性を調べる.



4. **cos 解析の適応.** データは、アームの出口における圧力を電圧に変換して測定したものであり、アーム 3 からのデータが Gaisou30, Gaisou32 の二種類、アーム 4 からのデータが Gaisou4 の一種類である。

Gaisou30 は、平常時のデータであり、10mmsec 間隔で測定され、総数は 260000 個である。Gaisou32 は、不良品が測定開始後 20 分頃と 40 分頃にまとめて大量に出現したときのデータであり、20mmsec 間隔で測定され、総数は 260000 個である。Gaisou4 では、不良品が測定開始 35 分頃にまとめて出現し、40 分頃と 65 分頃に樹脂の製品出口でつまりが生じた。20mmsec 間隔で測定され、データの総数は 260000 個である。なお、Gaisou30 のデータは、他の測定時間間隔と合わせるために 1 個間隔で取り出したデータを用いている。

データの解析は、次のような分割法に従った。

**分割法による計算方法** パラメーター ●時間遅れ:

$\tau$  ●埋め込み次元:  $d$  ●データを分割するときグループを構成するデータの個数:  $bunkatu$  ●基準点:  $kijun$  個間隔で取る。 **計算手順**  $bunkatu$  及び  $\tau$  の値を決める。その後、各埋め込み次元  $d$  毎に 1. 1 番目から  $bunkatu$  番目までの  $bunkatu$  個のデータ (データグループ 1) を  $d$  次元、時間遅れ  $\tau$  で再構成し、 $kijun$  個間隔で基準点を取れるだけ取り、 $C_s$  の値を計算する。 2.  $bunkatu+1$  番目から  $2bunkatu$  番目までのデータ (データグループ 2) を同様にして再構成し、 $C_s$  の値を計算する。 3. 以下同様の計算を、データの残りが  $bunkatu$  個未満になるまで続ける。 4. 各データグループにおいて、各次元  $d$  に対する  $C_s$  の値をプロットする。このようにしてデータを処理した結果をまとめたものが以下のグラフである。Gaisou30 及び Gaisou32 においては、 $\tau = 1$ ,  $bunkatu = 30000(10minutes)$ ,  $kijun = 10$  とし、 $d$  は 20 から 100 まで動かした。Gaisou4 では、 $\tau = 1$ ,  $bunkatu = 60000(= 20minutes)$ ,  $kijun = 250$  とし、 $d$  は 40 から 100 まで動かした。

5. **結論.** Gaisou30 と Gaisou32 の  $C_s$  の値は、時間帯に応じて変動しているが変動の仕方が大きく異なる。Gaisou32 では、測定開始後 20 分頃と 40 分頃に不良品が大量に出現したが、この時間帯に対応する  $C_s$  の値が目立って大きくなっている。Gaisou4 において

も同様の傾向がみれる。つまり、正常から異常に移るに従って  $C_s$  の値が相対的に低い値から高い値に推移し、不良品を排出してしまった後には、また低い値に戻るといった傾向が共通して確認できる。この傾向は、不良品の出現メカニズムを想像すると納得できるが、cos 解析法を用いることで機械の状態把握がかなりの確度で可能であるといえる。

6. **参考文献.** [1] 五百旗頭 (1997), 中部支部三学会講演会予稿集. [2] Kaplan and Glass (1993), Physica D, Vol.64, pp.431-454. [3] 大鏑 and 鈴木 (1999), 日本 OR 学会 1999 年度秋季研究発表会予稿集. [4] 大鏑, 鈴木, 石川 (2000), 日本 OR 学会 2000 年度春期研究発表会予稿集. [5] Takens (1980), Lecture Notes in Mathematics 898, Dynamical Systems and Turbulence, Warwick, eds. D. A. Rand and L. S. Young, Springer Verlag, pp.365. [6] Wayland, et al. (1993), Physical Review Letters, Vol.70, No.5, pp580-582.

