

# 統計的プロセス運転監視システムの開発

## - 外部分析と独立成分分析の利用 -

### 1. 緒言

品質管理や異常検出を行う手法として統計的プロセス管理 (Statistical Process Control; SPC) がある。特に、大規模で複雑なプロセスを監視対象とする場合には、多変量 SPC (Multivariate SPC; MSPC) が有効であり、様々な MSPC 手法が提案されている。しかし、従来の SPC 手法の多くは、ある特定の条件でプロセスが運転されることを前提としているため、運転条件の変化に適切に対応できないという欠点を持つ。また、従来の MSPC 手法は主成分分析を利用しているが、測定変数が正規分布に従うことを前提としているため、現実の運転監視において必ずしも良い性能が発揮できるとは限らない。そこで、本研究では、外部分析と独立成分分析の導入によって上述の欠点を克服し、高性能かつ実用的な MSPC 手法を提案する。

### 2. 外部分析を用いた運転監視

本研究では、異常とは区別すべき運転条件の変更を、生産量や各種設定値の変更などプラントの外部から与えられる変更として捉える。これにより、運転監視に利用可能な変数を、原料流量や温度設定値など運転条件の変更を表す変数 (外部変数) と、それ以外の変数 (主変数) に分類できる。外部分析の目的は、主変数の変動を外部変数の影響による部分とそうでない部分とに分解することである。

#### 2.1 外部分析

いま、測定データ行列を  $X$  とする。簡単のため、各変数は平均 0 かつ分散 1 に標準化されているとする。測定変数のうち  $g$  個を外部変数、 $h$  個を主変数とすると、 $X = [H, G]$  のように、測定データ行列  $X$  は外部データ  $G$  と主データ  $H$  に分割される。主データ  $H$  を外部データ  $G$  で表現できる部分と表現できない部分に分解するために重回帰分析を適用し、誤差  $E = H - GC$  の全要素の二乗和が最小となるように、偏回帰係数行列  $C$  を求める。外部変数間に強い相関関係がある場合、すなわち多重共線性が認められる場合には、部分的最小二乗法 (Partial Least Squares; PLS) などの手法を用いて  $C$  を決定する。以上より、外部分析によって、主データ  $H$  を外部データで表現できる部分  $GC$  と表現できない部分  $E$  に分解し、主データから運転条件の変更とは関係のない部分を抽出できる。

#### 2.2 動的外部分析

プロセスが動特性を有する場合には、上述のような静的な外部分析によって、主データから運転条件の変更と関係のない部分を抽出することはできない。この場合、出力変数を主変数、入力変数を外部変数とする動的モデルを構築する必要がある。そこで、ある時刻の主データを、同時刻および過去の外部データで表現できる部分とできない部分に分解する。このようにプロセスの動的モデルを利用する外部分析を特に動的外部分析と呼ぶことにする。動的外部分析はインパルス応答モデルを構築する作業に相当する。

プロセスが非線形性を有する場合には、出力変数を主変数、入力変数を外部変数とする非線形モデルを構築するこ

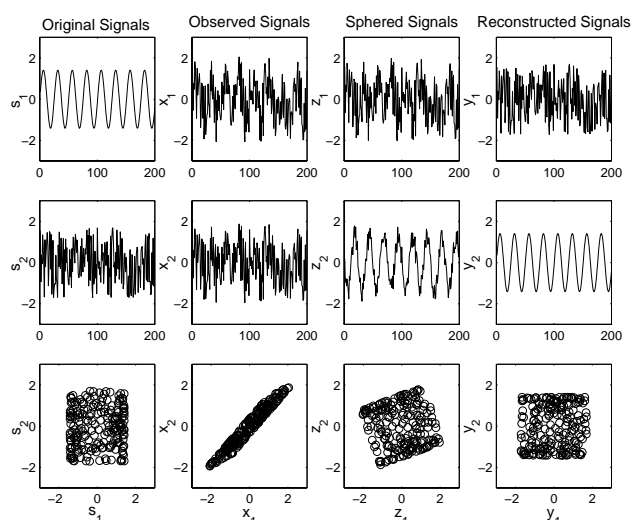


Fig. 1. An example of ICA.

とによって、非線形プロセスに対しても外部分析を適用することは可能である。

### 3. 独立成分分析を用いた運転監視

数多くの測定変数からプロセスの運転状態を決定している本質的な変数を抽出することができれば、その本質的な変数を監視することによって優れた運転監視性能を実現できるはずである。そこで、本研究では、独立成分分析を用いた運転監視手法を提案する。

#### 3.1 独立成分分析

独立成分分析の目的は、複数の測定変数を統計的に独立な変数の線形結合として表現することにある。測定変数から計算される独立な変数を独立成分と呼ぶ。いま、 $m$  個の測定変数のそれぞれが  $n (\leq m)$  個の未知の独立成分の線形結合で与えられると仮定する。なお、独立成分は互いに統計的に独立であり、その平均値はゼロとする。このとき、測定変数と独立成分の関係は  $X = SA$  となる。ここで、 $X$  は測定データ行列、 $S$  は独立成分データ行列である。定数行列  $A$  は混合行列と呼ばれる。以上より、独立成分分析とは、測定データ行列  $X$  のみを用いて、 $Y = XW$  で計算される復元データ  $Y$  の各成分が互いに統計的に独立となるように行列  $W$  を求める手法と言える。なお、変数が互いに独立であれば、それらは無相関でもあるため、独立成分分析の前処理として主成分分析を利用し、予め変数を無相関化することが多い。

独立成分分析の計算例を Fig. 1 に示す。元変数  $s_1, s_2$  はそれぞれ正弦波とランダムな信号であり、この 2 変数を線形変換して得られる  $x_1, x_2$  が測定変数である。元変数と混合行列は未知であると仮定して、まず、測定変数  $x_1, x_2$  を主成分分析によって無相関化する。続いて、無相関化された変数  $z_1, z_2$  に独立成分分析を適用し、独立成分  $y_1, y_2$  を求める。Fig. 1 から、独立成分分析によって元変数が復元されていることが確認できる。

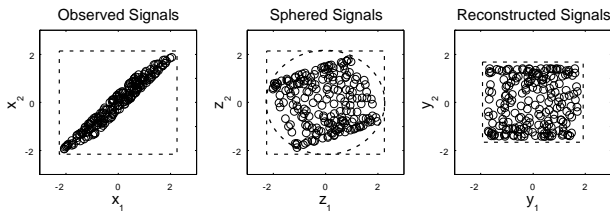


Fig. 2. Comparison of USPC (left), PCA-based MSPC (center), and ICA-based SPC (right).

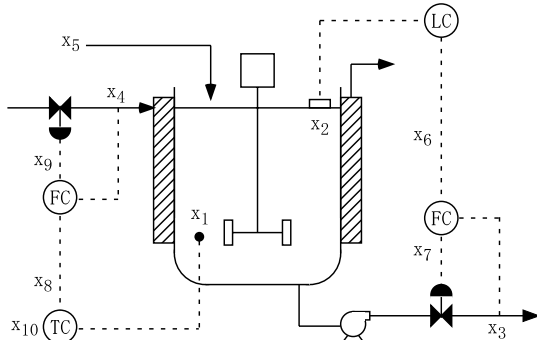


Fig. 3. CSTR with feedback control.

### 3.2 運転監視手法

独立成分分析を用いた SPC 手法 (ICA-SPC) を用いる場合の手順は以下のようになる。

- (0) 必要であれば、外部分析を行う。
- (1) 標準化した正常運転データに独立成分分析を適用し、復元行列  $W$  と独立成分を求める。
- (2) すべての独立成分に対して管理限界を設定する。

オンライン監視を行う際には、各時刻の測定データを標準化した後、復元行列  $W$  によって独立成分に変換する。求めた独立成分のうち 1 つでも管理限界を超えれば、異常が発生したと判断する。

運転監視に独立成分分析を利用する価値を示すために、Fig. 1 のデータに対して管理限界を設定した様子を Fig. 2 に示す。測定変数  $x_1, x_2$  に対する管理限界は正常運転状態を的確に表現できていない。主成分分析を適用した場合の管理限界は、2 つの主成分を独立に監視するなら矩形に、統一して監視するなら円形になる。ところが、いずれの場合でも、管理限界は正常運転データが分布する領域に一致していない。一方、独立成分  $y_1, y_2$  に対する管理限界は完璧に正常運転状態を表現しており、優れた運転監視性能を実現できると期待される。

## 4. 運転監視ケーススタディ

運転監視対象とするプロセスは、Fig. 3 に示す冷却ジャケット付き連続槽型反応器である。運転監視に利用する 10 変数は 5 秒間隔で測定されている。

ここでは、10 種類の外乱と異常を設定し、原料流量の変化と反応器内温度設定値の変更を正常と判断すべき運転条件の変更とみなす。まず、外部分析の有効性を確認するために、反応器内温度設定値をステップ状に変化させたときの運転データとその運転データに外部分析を適用した結果を Fig. 4 に示す。温度設定値  $x_{10}$  を 40 min でステップ状に上昇させると、冷却水流量コントローラからの指示  $x_9$  を受けて冷却水流量  $x_4$  が減少し、反応器内温度  $x_1$  が設定値に追従する (左図)。この設定値変更はプロセス変数に

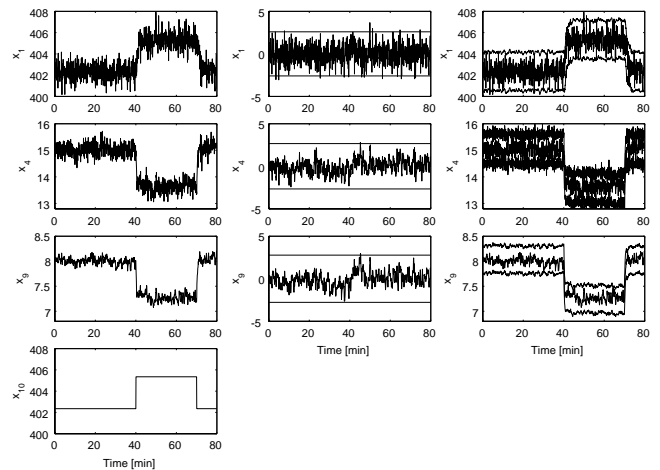


Fig. 4. Time-series plots before external analysis (left), after external analysis (center), and variables with time-variant control limits (right).

大きな変化を与えるため、変更前の運転状態に適した管理限界を用いた運転監視では、異常と判定されてしまう。一方、設定値変更前後のいずれの運転状態をも正常とみなすように管理限界を設定すると、異常が発生した際に検出が遅れてしまう。そこで、適切な運転監視を行うために各変数に外部分析を適用した結果が Fig. 4 中央図である。測定変数から設定値変更の影響が除去され、全運転期間において変数が管理限界内にあることが確認できる。さらに、各変数から運転条件変更の影響を除去する代わりに、Fig. 4 右図のように、運転条件の変更に合わせて管理限界を变化させることもできる。なお、ここではプロセスの動特性を考慮して、50 ステップの遅れまでを考慮した動的外部分析を適用した。

本研究では、異常検出率を評価指標として、一変数 SPC (USPC)、PCA を利用する MSPC (cMSPC)、ICA を利用する MSPC (ICA-SPC) の性能を比較する。なお、異常検出率は、各ステップにおいて監視指標あるいは監視変数の実現値が管理限界を越える割合 (%) と定義される。このため、異常発生期間における異常検出率が高いほど、その異常検出手法の信頼性は高いと判断できる。すべてのケースについて異常検出率を求めた結果、ICA-SPC の異常検出率が他に比べて非常に高く、ICA-SPC による異常検出結果の信頼性が高いことが確認できた。異常検出の早さについても検討したが、今回設定した外乱や異常に対しては、各手法で大きな差異は見られなかった。しかし、別のケーススタディにおいて、異常検出の早さに関して ICA-SPC が優れていることが確認できている。

## 5. 結言

独立成分分析を用いた統計のプロセス管理手法を提案し、提案法が従来法よりも優れた異常検出性能を有することを確認した。さらに、外部分析を導入することによって、運転条件の変更に対応可能な統計のプロセス管理が実現できることを示した。連続槽型反応器プロセスへの適用結果から明らかのように、運転条件の変更を伴う複雑な化学プロセスを監視対象とする場合においても、動的外部分析および独立成分分析を用いた SPC 手法は有効である。本報では触れていないが、独立成分分析と主成分分析とを併用するハイブリッド型 MSPC によって、さらに異常検出性能を向上させることもできる。