

# 鉄鋼製品の高品質化を支援する階層型品質改善システムの開発

研究代表者 京都大学大学院工学研究科 助教授 加納学

## 1. 緒言

新規に開発された先端材料の商業生産を目指す際に大きな問題となるのが、品質と操業条件の因果関係が未知であることに起因する、歩留りの低さと製品品質のバラツキである。品質への要求が厳しくなると共に、製品ライフサイクルが短くなる現在、品質の改善や歩留りの向上を実現できる操業条件を迅速に見出すシステムティックな方法論が強く求められている。

これまでに研究代表者らは、操業データと品質データを関連付ける統計モデルを利用して、希望する製品品質や歩留りを実現できる最適な操業条件を導出するオフライン解析手法の開発を進めてきた<sup>[1-4]</sup>。この手法は、品質が定量的に測定されている場合に限らず、良否判定(鋼板表面疵や内部欠陥の有無)など定性的な品質情報しか利用できない場合にも適用できる。これまでに、高炭素鋼や合金鋼を対象に、提案する解析手法の有効性を確認してきた。しかし、鉄鋼製造プロセスの現場で品質改善を実現するためには、なお、解決しなければならない課題が残されている。

多大な時間と費用を要する実験計画に基づく追加実験を実施することなく、また詳細な物理モデルを構築することなく、データベースに蓄えられた操業データと品質データを利用することによって、希望品質を実現できる鉄鋼製品品質改善システムを開発することが本研究の目的である。

鉄鋼製造プロセスの現場で品質改善を実現するためには、既存の研究成果に加えて、品質改善に特に有効な少数の操作変数を特定すること、オンライン品質制御システムを設計することなどが必要である。本研究では、これらの課題を解決するためのフレームワークとして、階層型品質改善システムを提案する。また、鉄鋼製造プロセスはバッチプロセスを含み、他産業においてもバッチプロセスの重要性が高まっていることをふまえて、新しいバッチプロセスのモデル化と最適化方法を提案する。さらに、オンラインでは測定されていない製品品質等の重要な変数を推定するために、部分空間同定を利用するソフトセンサー設計法を提案する。

本報告では、2節で階層型品質改善システム、3節でバッチプロセスのモデル化と最適化、4節で2段階部分空間同定によるソフトセンサー設計の研究成果を紹介し、5節で全体のまとめを示す。

## 2. 階層型品質改善システム(HIQIS)<sup>[3-5]</sup>

研究代表者らは、希望品質の実現および歩留りの改善を達成するための運転条件決定手法として、運転データを活用するDDQI(Data-Driven Quality Improvement)を提案し、鉄鋼プラントで成果を上げている<sup>[1-4]</sup>。一方、半導体産業などでは、バッチ毎に操作条件を変更し、品質を希望値に制御するRun-to-Run(R2R)制御が広く用いられている。また、プロセスの異常検出と診断を目的とする多変量統計的プロセス管理(MSPC)も様々な産業で利用されている。

本節では、これらの要素技術を統合した階層型品質改善システム(HIQIS; Hierarchical Quality Improvement System)を提案する。また、運転条件を一定に保持しているにもかかわらず製品品質がばらついてしまうという現象が様々な製造プロセスにおいて問題になっていることから、運転データに

基づいて、品質のばらつき原因を解析する方法を提案する。さらに、現実のプロセスでは同時に多数の変数を操作することは困難であるため、品質のばらつき原因解析結果に基づいて操作変数を選択する方法を提案する。いずれの方法も、特別な実験を行うことなく、データベースに蓄えられた運転データを有効に活用する点に特徴がある。

## 2.1. 階層型品質改善システム(HiQIS)の概要

提案する階層型品質改善システム(HiQIS)の概略をFig. 1に示す。HiQISは時間スケールの観点から3層に区分される。

まず、HiQISの最上層に位置するDDQIはオフラインでのプロセス解析手法である。DDQIは、製品品質データを含む運転データ(process data)に基づく統計モデルの構築、品質改善のために操作すべき入力変数の選択、希望品質を実現できる最適な運転条件の導出などの機能を有する。

次に、R2R制御(R2R Control)は、DDQIで得られた統計モデルや操作すべき変数などの情報(model, control structure)と製品品質データを利用して、バッチ(または一連の処理)毎により良い制御結果が得られるような新しい操作条件を導出し、PIDコントローラなどの下層制御系(Local Control)に設定値を与える。このように、中間層のR2R制御はバッチ毎に制御演算を繰り返す。

最後に、最下層に位置する下層制御系と多変量統計的プロセス管理(MSPC)は、プロセス運転時にオンラインで動作する。下層制御系は主としてフィードバック制御系であり、流量や温度など制御変数の測定値(output)に基づいて、操作変数(input)を決定する。一方、MSPCは、DDQIで得られた統計モデル(model)と運転データ(process data)に基づいて、異常検出と診断を実施する。

HiQISでは運転データから構築する統計モデルが重要な役割を果たすが、DDQI、R2R制御、およびMSPCで利用する統計モデルはすべてDDQIにおいてオフラインで構築される。

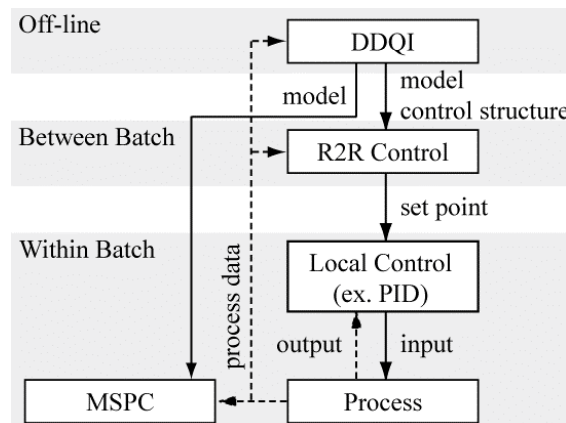


Figure 1. Schematic diagram of hierarchical quality improvement system (HiQIS).

## 2.2. 品質のばらつき原因の解析および操作変数選択<sup>[5]</sup>

品質のばらつき原因を解析するために、

$$y = K_u^T u + K_x^T x + d = K_u^T u + K_x^T (K_{ex}^T u + e) + d = K^T u + K_x^T e + d \quad (1)$$

を用いる。品質  $y$  のばらつきは、操作変数  $u$  の設定値からの変動の他に、残差  $e$  および  $d$  の変動に

よっても引き起こされる。ここで、 $i$  番目の状態変数  $x_i$  に対応する残差を  $e_i$  とすると、 $e_i$  は測定ノイズだけでなく、線形モデルでは表現できないプロセスの非線形性や外乱の影響も含む。回帰係数行列  $K_x$  について、もし  $K_x=0$  であれば、 $u$  を用いて品質を自由に調節できる。一方、 $K_x$  の要素が大きな値を持つ場合には、わずかな  $e_i$  の変動に対しても品質は大きく変化する。もし  $u$  の実現値が設定値近傍に十分に制御されており、かつ  $e_i$  の分散および  $K_x$  の要素が小さければ、品質のばらつきは極めて小さく抑えられるはずである。したがって、 $K_x$  の要素が大きければ、対応する状態変数  $x_i$  に関わるプロセスの全部または一部が、品質をばらつかせる原因となっている可能性があり、場合によっては装置的な見直しも必要となる。外乱が十分に抑制されている場合、 $e_i$  は線形モデルでは捉えられないプロセスの非線形性を表す。そこで、対応する  $K_x$  の要素が大きく、かつ分散の大きな  $e_i$  についてのみ、 $u$  を入力とする非線形モデル  $e_i=f_i(u)$  を構築する。ここで、 $f_i(i=p+1, \dots, L)$  は任意の関数でよく、プロセスの先験的な知識に基づいて関数形を決定してもよいし、ノンパラメトリックに回帰してもよい。ただし、オーバーフィッティングを避けるために、モデルの自由度は小さい方が望ましい。

ある操作条件  $u_0$  のまわりにおいて、 $j$  番目の操作変数  $u_j$  の変化に対する品質の変化は、

$$\left. \frac{\partial y}{\partial u_j} \right|_{u=u_0} = k_j + \sum_{i=p+1}^L k_{xi} \left. \frac{\partial f_i}{\partial u_j} \right|_{u=u_0} \quad (2)$$

で表される。ここで、 $k_j$  は  $K$  の  $j$  番目の行を列としたベクトル、 $k_{xi}$  は  $K_x$  の  $i$  番目の行を列としたベクトルである。つまり、(2)式の絶対値が小さい操作条件ほど、操作条件がその設定値付近で変動したとしても品質がばらつきにくいロバストな操作条件である。

現実のプロセスでは操作条件の変更は容易でなく、変更はできるだけ少ない変数で行うことが望まれる。これは操作に費用がかかるためだけでなく、オペレータが多くの操作変数を同時に変更することに強い抵抗感を抱くことが多いためでもある。以下では、品質改善のために操作すべき少数の変数を選択する方法を提案する。

操作変数と品質の関係が強い非線形性を有する場合、線形モデルに基づく R2R 制御では高精度の品質制御が困難となり、その結果、高い製品品質を維持することができない。したがって、品質のばらつきを抑制するためには、制御系のパラメータを適切に調整することはもちろん、操作変数と品質の間の非線形性を考慮して、適切に操作変数を選択すべきである。ここまでの議論を踏まえると、(2)式より、操作変数の変化が品質に与える影響は、線形効果と非線形効果に分けて考えることができるため、変数選択に際しては、品質に対する線形効果の大きな操作変数を選択すべきである。なお、品質変数が複数ある場合には、品質の重要度を考慮した変数選択を行うために、それぞれの品質に重みを付けた評価関数を設定する。すなわち、操作変数選択の基準として、

$$\min_j -\alpha^T |k_j| + \beta^T \left| \sum_{i=p+1}^L k_{xi} \left. \frac{\partial f_i}{\partial u_j} \right|_{u=u_0} \right| + \gamma_j(u) \quad (3)$$

を用いる。ここで、 $|a|$  はベクトル  $a$  の各要素の絶対値をとったベクトル、 $u_0$  は現在の操作条件、 $\alpha$  は品質改善による各品質の利得を並べたベクトル、 $\beta$  は非線形性に対するペナルティ、 $\gamma$  は操作コスト関数である。

プロセスによっては唯一の変数を選択するのではなく、複数の変数を選択する必要がある場合も考えられる。そのような場合には、選択された複数の変数が品質に及ぼす影響はできるだけ異なることが望まれる。例えば、2種類の製品品質を制御するために、品質に対して全く同じ効果を有する2つの操作変数を選択しても無意味である。本研究では、複数の変数を選択する方法として、(3)式に各変数が品質に与える影響の違いを表す指標

$$|\phi \sin \theta_j| \quad (4)$$

を付け加えることにより、変数を逐次的に選択する方法を提案する。ここで、 $\phi$ は重み係数、 $\theta_j$ はそれまでに選択された  $S$  個の変数が品質に与える影響を表すベクトル  $k_s (s=1, \dots, S)$  が張る空間と  $k_j$  がなす角である。

### 2.3. まとめ

統計モデルに基づく DDQI, R2R 制御, MSPC を統合することにより、品質改善を目指したプロセスの解析・制御・管理を統一的に実施できる階層型品質改善システム(HiQIS)を提案した。また、品質のばらつき抑制を目的とした操作変数選択法を提案した。さらに、紙面の都合上ここでは割愛するが、ケーススタディを通して、HiQIS および提案した変数選択法の有効性を確認した<sup>[5]</sup>。

## 3. バッチプロセスのモデル化と最適化<sup>[6-9]</sup>

高付加価値製品の多品種少量生産へと産業界が軸足を移していく中で、バッチプロセスの重要性が高まっている。バッチプロセスの特徴は、非定常操作が行われること、すなわち予め設定された操作プロファイルに従ってプロセスが運転されることにある。このため、品質や歩留りの改善を目的とした操作プロファイルの最適化が、高い競争力を実現するために不可欠な技術となる。

製品品質を改善するためには、品質と運転条件とを関連付けなければならないため、運転条件から品質を予測する品質モデルが重要な役割を果たす。物理モデルを利用したプロセス解析の実施が理想的であるが、現実には、現象が複雑すぎるなどの理由で物理モデルが構築できない場合が多い。そこで、操業データからモデルを構築するために、主成分回帰(PCR)や部分的最小二乗法(PLS)等の多変量解析に基づく品質モデル構築および運転条件最適化が提案されている。ところが、バッチプロセスを対象とする場合には、非定常な操作プロファイルと品質を関連付ける必要があるため、一般にそのモデル化は難しい。

本節では、バッチプロセスのモデル化と最適化を実現するために、操作プロファイルを入力、製品品質を出力とする、新しい統計モデル構築手法を提案する。提案法は、ウェーブレット解析と多変量解析を組み合わせ、操作プロファイルのウェーブレット係数を入力とする統計モデルを構築する方法であり、これをウェーブレット係数回帰(WCR; Wavelet Coefficient Regression)と呼ぶ。さらに、提案する WCR を用いて構築した統計モデルに基づいて、バッチプロセスの操作プロファイルを最適化し、品質や歩留りの改善を実現する方法を提案する。

### 3.1. 多変量解析によるモデル構築

これまで、プロセス制御やプロセス管理の分野において、多変量解析は非常に重要な役割を担ってきた。プロセス制御分野では、オンラインで測定できない製品品質等を測定変数から推定するソフ

トセンサーを構築するために、PLS 等の手法が広く利用されている。また、プロセス管理分野では、PCA に基づく多変量統計的プロセス管理(MSPC)が広く利用されている。

バッチプロセスの運転データはバッチごとに時系列として与えられるため、測定データは(バッチ×測定変数×サンプリング点)のように 3 次元配列として表現される。各サンプリング点での測定変数を各々異なる変数として扱い、(測定変数×サンプリング点)個の新たな変数に対して PCA や PLS を適用し、次元圧縮を行うことで、測定データを少数の主成分や潜在変数で表現する手法を Multiway PCA や Multiway PLS と呼ぶ。いま、プロセスの第  $m$  番目の測定変数を  $x_{m,t}$  ( $m=1,2,\dots,M$ ;  $t=1,2,\dots,N$ ) とする。ただし、 $t$  はサンプリング点を表す。第  $n$  バッチで測定されたすべてのデータを 1 つのベクトルに並べ、

$$\mathbf{x}_n = [x_{1,1} \cdots x_{1,T} \cdots x_{M,1} \cdots x_{M,T}]^T \quad (5)$$

と表す。Multiway PCA や Multiway PLS では、 $x_n$  ( $n=1,2,\dots,N$ ) を行に並べた行列  $X$  に PCA や PLS を適用するが、各サンプリング点での測定変数を各々異なった変数として扱うため、利用可能なサンプル数に対して入力変数の数が増大し、構築する統計モデルの推定精度が低下するという問題がある。

### 3.2. ウェーブレット係数回帰(WCR)

本研究では、上述の Multiway PCA や Multiway PLS の欠点を補い、操作プロファイルと製品品質の関係を的確に捉えることのできる統計モデルを構築するために、ウェーブレット解析と多変量解析を併用するウェーブレット係数回帰(WCR)を提案する。

ウェーブレット解析は信号を時間・周波数の両面から捉えることのできる手法であり、信号の特徴抽出の他、信号の圧縮と復元にも利用されている。実際、適当なウェーブレットを用いて信号を分解すれば、ほとんどすべての信号はウェーブレット係数の絶対値の大きな点だけで、ほぼ完全に復元できることが知られている。後述する希望品質を満たすバッチプロセスの操作プロファイルを導出する際にも、この性質は重要な役割を果たす。

バッチプロセスの操作変数のうち、操作プロファイルを持つ変数が  $I$  個あるとして、各変数の操作プロファイルをサンプリングした系列を  $u_i$  ( $i=1,2,\dots,I$ ) とする。また、操作プロファイルを持たない操作変数を  $s \in R^1$ 、品質変数を  $y \in R^Q$  とする。

まず、操作プロファイル  $u_i$  にウェーブレット変換を適用してレベル  $J_i$  の分解を行い、ウェーブレット係数である Approximation 係数  $a_{j,i}$  と Detail 係数  $d_{j,i}$  ( $i=1,2,\dots,I$ ;  $j=1,2,\dots,J_i$ ) を求める。また、これらをまとめて

$$\mathbf{c}_i = [\mathbf{a}_{J_i,i}^T \quad \mathbf{d}_{1,i}^T \quad \cdots \quad \mathbf{d}_{J_i,i}^T]^T \quad (6)$$

と表す。このとき用いるウェーブレットおよび分解のレベル  $J_i$  は任意である。 $I$  個のウェーブレット係数  $\mathbf{c}_i$  を並べ、

$$\mathbf{c} = [\mathbf{c}_1^T \quad \mathbf{c}_2^T \quad \cdots \quad \mathbf{c}_I^T]^T \quad (7)$$

とする。さらに  $s$ ,  $\mathbf{c}$ ,  $y$  を行として  $N$  バッチ分並べた行列をそれぞれ  $S$ ,  $C$ ,  $Y$  とする。

行列  $C$  から、絶対値がある閾値以下であるウェーブレット係数の列や特定レベルのウェーブレット係数の列など重要性が低いと判断された列を間引き、これを改めて  $C$  とする。最終的に、 $S$ ,  $C$ ,  $Y$  の各列を平均 0 分散 1 に標準化した上で、 $S$ ,  $C$  を入力、 $Y$  を出力とする線形モデルを構築する。

$$\mathbf{y} = \mathbf{K}^T \begin{bmatrix} \mathbf{s} \\ \mathbf{c} \end{bmatrix} + \mathbf{e} \quad (8)$$

ここで、 $K$  は回帰係数行列、 $e$  は残差である。また、線形モデル構築手法は任意であるが、入力変数間の多重共線性を考慮するため、PCR または PLS を用いるものとする。本報では、WCR の基本概念を簡潔に示すため、線形回帰手法を利用する場合についてのみ説明している。しかし、PCR や PLS 等の線形回帰手法に代えて、非線形回帰手法を利用することもできる。

WCR の特徴として、出力の推定精度と入力 (操作プロファイル) の再構築精度を同時に高くする必要がある。ウェーブレット係数の選択に際して、画像圧縮などでは再構築精度のみが問題となるため、絶対値の大きなウェーブレット係数を採用するという単純な方針で問題ない。ところが、バッチプロセスのモデル化と最適化を目的とする WCR では、推定精度と再構築精度の両立が求められる。さらに、WCR では複数のバッチを対象とするため、あるバッチでは値が大きい、別のバッチでは値が小さいようなウェーブレット係数が多数存在する。そこで、1) 絶対値がある閾値以上であるウェーブレット係数が予め定めた割合以上である列を採用することとし、閾値を最適化する、2) ウェーブレット係数の絶対値または平方の和が大きな列から順に採用することとし、列数を最適化する、などの選択指針を設定する。

### 3.3. バッチ運転時間の統一

WCR や multiway 手法は全バッチの長さが等しいことを前提としている。しかし現実には、冷却水温度の季節変化や原料中の不純物濃度の変化、オペレータによる運転停止などによって、バッチの長さは異なることが多い。そこで、バッチの操作プロファイルを調整 (伸縮) する方法として、dynamic time warping (DTW) や indicator variable (IV) 法が提案されている。

DTW は動的計画法に基づくパターンマッチング手法であり、信号パターンの類似性に着目し、違いを最小化するように各信号を部分的に伸縮させる。バッチ重合反応プロセスなどへの適用が報告されている。DTW を利用すると、信号の伸縮によりバッチ運転時間に関する情報が失われるため、運転時間を入力変数に加えることが推奨されている。バッチプロセス監視における DTW の有効性は示されているが、DTW はバッチ毎の操作タイミングの差をなくす手法であり、タイミングの差が製品品質に与える影響を捉えることができないため、バッチプロセスのモデル化と最適化には適さない。

IV 法は、時間の代わりに、単調に変化し、かつバッチ開始時の値と終了時の値が全バッチで同一である変数を用いて、バッチの進行度を表す方法である。この変数を IV と呼び、ある間隔で IV をリサンプリングし、その他の全変数のプロファイルにおいて、このサンプリング点に対応する値を取り出すことで、バッチの長さを統一することができる。ただし、IV が常に存在するとは限らない。そのような場合には、バッチの進行度を表現できる変数を人工的に生成する方法が利用される。

### 3.4. バッチプロセス品質改善

これまでに研究代表者らは、プロセスの運転データを入力、品質データを出力とする品質モデルを構築し、そのモデルに基づいて希望品質を実現できる運転条件を決定する DDQI (Data-Driven

Quality Improvement)と呼ぶ品質改善手法を開発してきた<sup>[1-4]</sup>. DDQI では, 予測性能の高い品質モデルを構築することが必要とされるが, バッチプロセスを対象としても, WCR によって予測性能の高いモデルが構築できれば, DDQI によって希望品質を実現できる運転条件を決定できる. そこで本節では, DDQI と WCR に基づいたバッチプロセス品質改善手法を提案する. なお, WCR における線形モデル構築には PCR を用いるものとする.

WCR で構築されたバッチプロセスの品質モデルは次式で表される.

$$\mathbf{y} = \mathbf{K}^T \mathbf{t} = \mathbf{K}^T \mathbf{V}_R^T \mathbf{z} \quad (9)$$

ここで  $y$  は品質変数,  $\mathbf{z} = [\mathbf{s}^T \mathbf{c}^T]^T$  である.  $y, z$  の各変数は平均 0 分散 1 に標準化しておくものとする. また,  $K$  は PCR の回帰係数行列,  $t$  は主成分得点ベクトル,  $V_R$  はローディング行列,  $R$  は採用した主成分の数とする.

いま, 希望品質  $\tilde{\mathbf{y}}$  が与えられたとする.  $R \geq Q$  のとき,  $\tilde{\mathbf{y}}$  を与える望ましい主成分得点  $\tilde{\mathbf{t}}$  は次式で与えられる.

$$\tilde{\mathbf{t}} = (\mathbf{K}^T)^+ \tilde{\mathbf{y}} + \text{null}(\mathbf{K}^T) \quad (10)$$

なお,  $A^+$  は行列  $A$  の擬似逆行列を,  $\text{null}(A)$  は  $A$  の零空間 (カーネル) を表す. 解  $\tilde{\mathbf{t}}$  は無数に存在するが, ここでは最適化などによって解を一意に決定するものとし, これを  $z$  の空間に戻す.

$$\tilde{\mathbf{z}} = \mathbf{V}_R \tilde{\mathbf{t}} \quad (11)$$

得られた  $\tilde{\mathbf{z}}$  をモデル構築用データの標準偏差を用いてスケーリングし, これに平均を加える. ここで,  $\tilde{\mathbf{c}}$  を対象に, モデル構築時に間引いた係数の部分に 0 を挿入し,  $i$  番目の操作プロファイルに相当するウェーブレット係数  $\tilde{\mathbf{c}}_i$  を取り出す. ウェーブレット解析では, 絶対値が大きい係数だけで元の信号の概形を復元できるため,  $\tilde{\mathbf{c}}_i$  をウェーブレット逆変換することで, 望ましい操作プロファイル  $\tilde{\mathbf{u}}_i$  を得ることができる.

### 3.5. まとめ

バッチプロセス品質改善のため, ウェーブレット解析と多変量解析を組み合わせたウェーブレット係数回帰 (WCR) を提案した. また, WCR に基づくバッチプロセス品質改善手法を提案した. さらに, 紙面の都合上ここでは割愛するが, ケーススタディを通して, WCR および提案した品質改善手法の有効性を確認した<sup>[6]</sup>.

## 4. 2段階部分空間同定によるソフトセンサー設計

製品品質を目標値に一致させるために, その測定値は不可欠である. しかし, 設備費が高額であるために分析機器が導入されていないプロセス, あるいは分析機器は存在するが, 分析時間が長いために分析値をフィードバック制御に直接利用できないプロセスが数多く存在する. そのような状況において, オンライン測定されているプロセス変数から製品品質を推定し, その推定値をフィードバック制御に利用する推定制御が広く利用されている. 推定制御において重要な役割を担うのがソフトセンサーである. ソフトセンサーの構築には, 物理モデルや統計 (ブラックボックス) モデル, あるいはそれらを組み合わせたグレイボックスモデルが用いられるが, モデル構築に費やすコストを抑えるた

めに、統計モデルが利用されることが多い。最も単純なモデルは重回帰モデルであるが、互いに強い相関を有する入力変数が存在する場合、多重共線性の問題が生じ、精度が高く、信頼性に優れたモデルを構築することは難しい。通常、ステップワイズ法などによって入力変数の取捨選択が行われるが、運転員の知見と合致する入力変数が選ばれないことも多い。

これらの問題を解決できる方法として、部分的最小二乗法(PLS)が絶大な支持を受けてきた。PLS に代表される多変量解析手法あるいはケモメトリクス手法の適用は、主に石油化学プロセスを対象として成果を上げてきた。一方、多変数プロセスのモデル構築手法として、部分空間同定(SSID)に関する研究が精力的に行われ、そのソフトセンサー設計への応用もいくつか報告されている。しかし、状態空間モデルとカルマンフィルタに基づく従来法は、システムが正規分布に従う白色雑音によってドライブされ、かつ測定されていない外乱(非観測外乱)の特性が時間的に変化しないという前提条件の下で最適であるものの、現実のプロセスではこれらの前提条件が満たされないことも多く、結果としてソフトセンサーの推定精度が低下するという問題があった。

本研究では、入出力変数の測定データから非観測外乱を推定すると共に、非観測外乱が製品品質に及ぼす影響をモデル化することによって、精度の高いソフトセンサーを構築する方法を提案する。提案法は、1)SSID による、測定されている入出力変数に対する状態空間モデルの構築、2)残差からの非観測外乱の推定、3)SSID による、製品品質を推定するための状態空間モデルの構築、という3ステップから構成され、SSIDを2度用いるため、提案するソフトセンサー構築方法を2段階部分空間同定(two-stage SSID)と呼ぶことにする。

#### 4.1. 部分空間同定(第1段階)

対象プロセスが状態空間モデル

$$\mathbf{x}(t+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B} \begin{bmatrix} \mathbf{u}_{mv}(t) \\ \mathbf{u}_d(t) \\ \mathbf{u}_s(t) \end{bmatrix} + \mathbf{w}(t) \quad (12)$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y}_q(t) \\ \mathbf{y}_m(t) \end{bmatrix} = \mathbf{C}\mathbf{x}(t) + \mathbf{e}(t) \quad (13)$$

で表現できるとする。ここで、 $w$ と $e$ は白色ノイズ、 $u_{mv}$ は操作変数、 $u_d$ は測定外乱、 $u_s$ は非測定外乱、 $y_q$ は製品品質等の推定すべき変数、 $y_m$ は他の測定されている出力変数である。

まず、測定されている入出力変数  $u_{mv}$ ,  $u_d$ ,  $y_m$ を用いて、SSIDによって状態空間モデルを同定する。この段階では、 $u_{mv}$ と $u_d$ が持続的励振(PE)条件を満たしているとする。

#### 4.2. 非測定外乱の推定

第1段階の部分空間同定によって、測定されている入出力変数間の関係はモデル化される。しかし、出力  $y_m$ は非測定外乱  $u_s$ の影響も受けるため、残差が残る。つまり、残差

$$\Delta\mathbf{y}_m = \mathbf{y}_m - \hat{\mathbf{y}}_m \quad (14)$$

は非測定外乱に関する重要な情報を含む。しかし、残差は線形独立とは限らず、PE条件を満たすとも限らない。このため、精度の高いソフトセンサーを構築するためには、残差からPE条件を満た



す非測定外乱の推定値を導出し、その推定値を入力変数として用いることが有効である。

提案する2段階部分空間同定法では、残差が次の状態空間モデル

$$\mathbf{x}_s(t+1) = \mathbf{A}_s \mathbf{x}_s(t) + \mathbf{B}_s \mathbf{u}_s(t) \quad (15)$$

$$\Delta \mathbf{y}_m(t) = \mathbf{C}_s \mathbf{x}_s(t) + \mathbf{D}_s \mathbf{u}_s(t) \quad (16)$$

で表現されると仮定し、PE 条件を満たす非測定外乱を推定する。

#### 4.3. 部分空間同定(第2段階)

測定されている入力変数に加えて、推定した非測定外乱を入力変数として、状態空間モデル

$$\mathbf{x}(t+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B} \begin{bmatrix} \mathbf{u}_{mv}(t) \\ \mathbf{u}_d(t) \\ \mathbf{u}_s(t) \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$\mathbf{y}_q(t) = \mathbf{C}\mathbf{x}(t) + \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{q \times (v+d)} & \mathbf{D}_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{u}_{mv}(t) \\ \mathbf{u}_d(t) \\ \mathbf{u}_s(t) \end{bmatrix} \quad (18)$$

を同定する。ここでも SSID を用いる。このように、白色雑音によって非測定外乱を表現するのではなく、入出力データから非測定外乱を推定し、それが出力変数に与える影響をモデル化することによって、非測定外乱の影響が深刻な場合であっても、ソフトセンサーの精度を高く維持することができる。さらに、非測定外乱の推定値は他の入力変数と相関を持たないため、入力変数から出力変数への動特性も正確にモデル化できる。

#### 4.4. オンライン推定

オンライン推定は以下の手順で実行される。1) 第1段階の状態空間モデルに基づいて、測定される出力の推定値を計算し、残差を求める。2) 非測定外乱の推定値を求める。3) 第2段階の状態空間モデルに基づいて、推定すべき出力の推定値を求める。

#### 4.5. まとめ

部分空間同定を利用した、新しいソフトセンサー設計法を提案した。提案法は、入出力変数の測定データから非観測外乱を推定すると共に、非観測外乱が製品品質に及ぼす影響をモデル化することによって、精度の高いソフトセンサーの構築を可能とする。さらに、紙面の都合上ここでは割愛するが、ケーススタディを通して、提案した2段階部分空間同定法の有効性を確認した<sup>[10,11]</sup>。

### 5. 結言

本研究では、鉄鋼製品の高品質化を支援する階層型品質改善システム(HiQIS)の開発を目的として、HiQISを構成する要素技術の開発と、要素技術を統合したシステム全体の開発を進めた。

システム構成要素である DDQI, R2R 制御, MSPC の各要素技術はいずれもその有効性・実用性が高く評価されており、様々な生産プロセスへの適用が進められている。提案した HiQIS は、運転データから構築される品質モデルを核として、これらの要素技術を統合し、プロセス解析・制御・管理のための統一的枠組みを提示するものであり、鉄鋼をはじめ様々な産業プロセスに対して有効に機能

すると期待される。HiQIS 全体に関する研究成果は文献[5]にまとめた。

本研究では、要素技術開発として、特に、バッチプロセスにおける品質改善を目的としたモデル化方法と最適化方法、および非測定外乱の影響を正確に捉えることのできるソフトセンサー設計法の開発に注力した。いずれにおいても、従来法よりも高性能で、かつ実用性の高い方法を開発することができた。バッチプロセスのモデル化と最適化に関する研究成果は文献<sup>[6-9]</sup>に、ソフトセンサー設計に関する研究成果は文献<sup>[10-11]</sup>にまとめた。

今後は、開発した要素技術および階層型品質改善システムの鉄鋼プロセスへの適用を進め、鉄鋼製品生産技術力の発展に寄与していきたい。

## 参考文献

- [1] 加納学, 藤原幸一, 長谷部伸治, 大野弘, 計測自動制御学会論文集, **42**, 902-908 (2006)
- [2] Y. Nakagawa and M. Kano, *Asia Steel 2006*, Fukuoka, Japan, 722-727 (2006)
- [3] M. Kano and Y. Nakagawa: *ESCAPE+PSE*, Garmisch-Partenkirchen, Germany, 57-62 (2006)
- [4] M. Kano and Y. Nakagawa, *Comput. & Chem. Engng.*, submitted
- [5] 藤原幸一, 加納学, 長谷部伸治, 大野弘, 計測自動制御学会論文集, **42**, 909-915 (2006)
- [6] 藤原幸一, 加納学, 長谷部伸治, 大野弘, 計測自動制御学会論文集, **42**, 1143-1149 (2006)
- [7] M. Kano, K. Fujiwara, S. Hasebe, and H. Ohno, *SICE-ICASE Int '1 Joint Conf. 2006*, Busan, Korea, 5749-5753 (2006)
- [8] M. Kano, K. Fujiwara, S. Hasebe, and H. Ohno, *IFAC DYCOPS*, Cancun, Mexico, submitted
- [9] M. Kano, K. Tasaka, Y. Mukai, K. Fujiwara, and S. Hasebe, *IEEE CCA*, Singapore, submitted
- [10] S. Lee, M. Kano, K. Ando, and S. Hasebe, *SICE-ICASE Int '1 Joint Conf. 2006*, Busan, Korea, 5731-5736 (2006)
- [11] S. Lee, M. Kano, and S. Hasebe, *IEEE CCA*, Singapore, submitted