

鉄鋼プロセスにおける統計的アプローチによる品質作り込み

中川 義明, 北田 宏

鉄鋼製品の品質には、硬さや粘り強さ等の機械特性や厚みや形状等の寸法精度に加え、非常に微小な表面疵や分子レベルでの内部欠陥等があげられる。この中で、寸法精度については、特定プロセス内のみで計測・制御できるため、多くの研究、適用事例がある。しかしながら、表面疵や内部欠陥などは、複数のプロセスを経て多くの要因により発生するため、その発生要因の特定や発生させないための取り組みが遅れていた。本報告では、表面疵や内部欠陥等の品質に対する取組事例を紹介する。

キーワード：統計解析、主成分分析、一般化線形モデル、線形判別分析、統計的プロセス管理

1. はじめに

鉄鋼業における機械特性や表面疵等の品質保証は、製造工程の下流に位置する非破壊検査や抜き取り検査により確保されていた。この検査における統計的な管理手法として、JIS-Z9021で規定されている管理図による統計的品質管理（Statistical Quality Control, 以下 SQC）がある。しかし、80年代以降、多くのプロセスを経て生産される製品の歩留まりを向上させるためにも、各プロセスから規格外品を出さない、いわゆる自工程完結の考えが浸透し、各プロセスの操業条件を一定範囲内に管理する統計的プロセス管理（Statistical Process Control, 以下 SPC）の適用が進んできた。

しかしながら、素材産業である鉄鋼業では、プロセス中に被製造物の形状が固体から液体、さらに液体から固体のように物理的特徴が大きく変化するため、各プロセスにおける操業条件が、他のプロセスや最終品質にどのように影響するのかが不明であることが多く、これを明らかにすることが自工程完結実現のための大変な課題であった。

本報告では、複数のプロセスを経由して製造される製品の品質を作り込むための統計的なアプローチにつ

いて報告する。

2. 品質の作り込みを支える統計的アプローチ

品質の作り込みのためには、操業条件と最終品質との因果関係を明らかにし、明らかになった因果関係から、常に最終品質が一定管理範囲内に維持できるように操業条件を管理する必要がある。鉄鋼製品の製造工程は、鉄鉱石を高炉により還元し、銑鉄を製造する「製銑工程」、成分調整により所定の機械特性を有する鋼を作り、固める「製鋼工程」、製鋼工程で作られた半製品を所定の寸法に圧延する「圧延工程」の多段で構成される特徴をもつ。

鉄鋼業においても、自工程内で完結し、定量的な計測や制御ができる寸法精度のような品質改善を目的とする、小規模変数による物理モデルや統計的モデルの検討事例はこれまでにも多くある。しかし、最終製品の品質の作り込みには、非常に多くの操業条件と品質の関係のモデル化（図1）、および、製品品質を所定の管理範囲内に入れるように、適切に選択した操業条件を一定の管理範囲内に管理することが必要である（図2）。

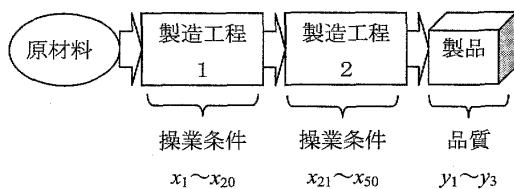


図1 鉄鋼業における製造工程と品質の関係の特徴

なかがわ よしあき
住友金属工業株情報システム部
〒104-6111 中央区晴海1-8-11
きただ ひろし
住友金属工業株総合技術研究所
〒660-0891 尼崎市扶桑町1-8

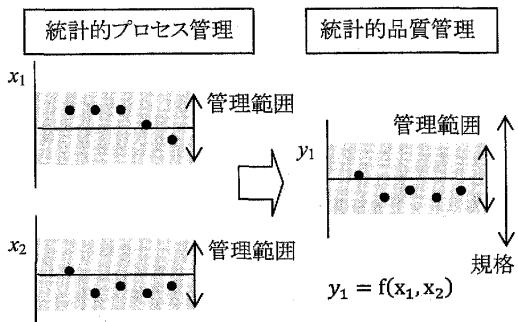


図2 統計的プロセス管理と統計的品質管理

ところが、表面疵や内部欠陥など計数値データまたは不良品率などカテゴリ値で表される製品品質データは離散確率分布に従うため、目的変数が正規分布に従うことを仮定する線形重回帰分析では、品質を正しく回帰または予測できない。また、複数工程を経た製品の品質の解析では、操業データ間に因果関係があることが多く、実際の計算では多重共線性の問題が発生するなど、これまで多用されてきた統計解析手法ではモデル化に多くの課題があった。

さらに、モデルが完成した後も、複数の操業データを同時に管理する必要があることや、操業データ間の相関関係が操業方法の変更でしばしば大きく変化するため、製品品質に対する操業条件の統計的プロセス管理の研究は十分なされていなかった。

3. モデル化における手法

3.1 主成分分析を用いたモデル化変数の絞り込み

相関関係が強い説明変数に対し、データのサンプル数が十分でない場合に重回帰分析を行うと、回帰係数の分散が大きくなり、多重共線性の問題が発生する。そこで、操業データを相関のない変数データへ変換するために、操業データを主成分分析し、得られた上位主成分データにより回帰を行う主成分回帰(Principal Component Regression, 以下PCR)を活用すればよい。

以下ではベクトル、行列の各成分は実数とし、ベクトルは列ベクトルとする。また、転置を上付きの^Tで表す。

今、 n 回目のサンプルで観測される M 変数の操業データ x_n および品質データ y_n を平均0、分散1になるように基準化した結果を、ベクトル \tilde{x}_n, \tilde{y}_n であらわし、 \tilde{x}_n, \tilde{y}_n を転置して N 本を行方向に並べたデー

タ行列を $\tilde{X} \in \mathbb{R}^{N \times M}$, $\tilde{Y} \in \mathbb{R}^N$ とする。データ行列 \tilde{X} の主成分分析結果の第 P 主成分まで列方向に並べた主成分得点行列 $T \in \mathbb{R}^{N \times P}$ は、結合係数行列 $W \in \mathbb{R}^{M \times P}$ を用いて以下で計算できる。

$$T = \tilde{X}W \quad (1)$$

主成分得点行列 T を用い、品質データ \tilde{Y} を重回帰すれば、上記操業データ \tilde{x}_n に対応する品質の推定値 \hat{y}_n は P 次元の回帰係数ベクトル C を用いて、(2)式で表すことができる。

$$\hat{y}_n = t_n^T C \quad (2)$$

$$\text{ただし, } t_n = W^T \tilde{x}_n \quad (3)$$

次に、モデル推定精度が十分であると判断できれば、式(2), (3)より、品質を操業データで回帰するモデル式

$$\hat{y}_n = \tilde{x}_n^T WC \quad (4)$$

に変換する。ここで、 $C_0 = WC$ とすれば、 C_0 は操業データ \tilde{x}_n に対する品質の M 次元の回帰係数ベクトルであり、

$$\hat{y}_n = \tilde{x}_n^T C_0 \quad (5)$$

と、品質データを操業データで回帰するモデル式ができる。 C_0 の m 番目の成分は、操業データベクトルの m 番目の成分が品質に及ぼす影響と解釈できる。

3.2 定性的な品質への対応

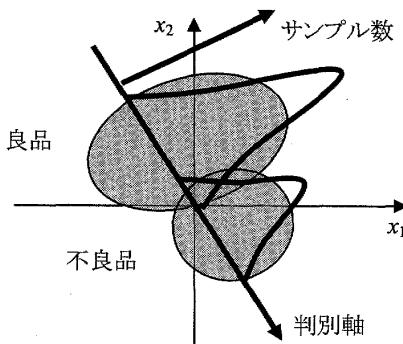
定性的な品質(カテゴリ変数をとる品質)として、良品/不良品のような2値をとるものが多い。その場合、最も簡便な解析方法は、パターン認識の分野で多く利用される線形判別分析(Linear Discriminant Analysis, 以下LDA)である[1]。

LDAで求められる線形判別関数を用いれば、定性的な品質(カテゴリ変数)を連続量に変換することができる。例えば、品質変数が良品と不良品のような2クラスのカテゴリ変数として与えられる場合、操業データ空間において、線形判別関数は操業データが属するクラス間分散を最も大きくする、1次元の判別軸(図3(a))となる。さらに、求めた判別軸上で良品と不良品のクラスを分類した結果と、操業データを判別軸上に射影した結果のヒストグラムから製品の不良率分布を計算することができる(図3(b))。

すなわち、操業データ \tilde{x}_n に対してLDAで得られる線形判別関数の値 \hat{J}_n を判別係数ベクトル $K \in \mathbb{R}^M$ として、

$$\hat{J}_n = \tilde{x}_n^T K \quad (6)$$

とすると、 \hat{J}_n 軸上における不良率 $\bar{\eta}_n$ は \hat{J}_n の関数として表現される。



(a) 判別軸に対する良品/不良品の分布

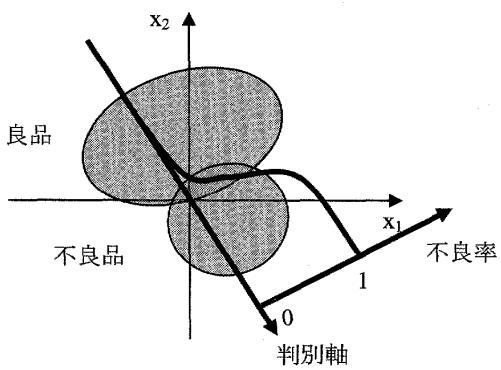


図 3 LDA による定性的品質の定量化

$$\hat{\eta}_n = f(\hat{J}_n) \quad (7)$$

不良率 $\hat{\eta}_n$ が判別値によって表現されることから、判別係数 K によって、各操業条件の品質への影響度を求めることができる。このように、物理量ではない判別値を不良率（歩留り）のような製品品質を表現する重要な指標に結び付けることで、定性的な品質を連続量として表現し、操業条件と品質の関係をモデル化できる。

なお、LDAにおいても、重回帰分析と同様に、操業データ間に相関関係が内在すれば、多重共線性の問題が生じ、品質に対する正しい影響度を求めることができない。この場合、先の例で示したように、主成分分析により求めた主成分得点により LDA を行い、その後、元の変数空間に変換する手法 (PCA-LDA) が有効である [2] [3]。

3.3 計数値データで表される品質のモデル化

単位あたり疵個数や合格率等計数値データにより管理される鉄鋼製品の品質を操業データで回帰してモデル化する場合、品質の予測・制御には品質データの確

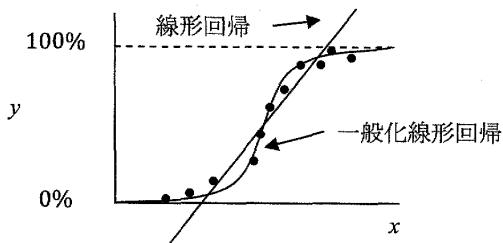


図 4 線形回帰と一般化線形回帰

表 1 鉄鋼製品の品質別の GLM

品質	板厚精度	欠陥数	発生率
データ種	連続量	個数	比率
回帰	線形	ポアソン	ロジスティック
分布	正規	ポアソン	二項分布
連結関数 \mathcal{C}	S	$\exp(S)$	$[1 + \exp(-S)]^{-1}$

率分布に適合した解析が必要である。例えば、製品の合格率のような二項分布をとる品質データに対し、線形回帰モデルでは、図 4 に示すように、品質データの値域から回帰値が外れる場合があり、適切な分析ができるない。

このような場合、一般化線形モデル (Generalized Linear Model, 以下 GLM) [4]を用いた解析が有効である。GLM では、目的変数 \hat{y}_n の確率密度関数は 1 個のパラメータベクトルをもつ指数分布族と仮定する。説明変数 x_n を、切片 θ_0 と係数ベクトル θ を用いた線形予測子

$$S_n = \theta_0 + x_n^T \theta \quad (8)$$

を通じて、目的変数 y_n が従う確率分布の平均 μ_n に可逆かつ微分可能な連結関数 \mathcal{C} を用いて

$$\mu_n = \mathcal{C}(S_n) \quad (9)$$

と対応させる。 (θ_0, θ) はサンプルデータに対する最尤推定量として求める。

表 1 に鉄鋼製品の品質解析に有効な GLM の例を示す。対象とする品質に応じた確率分布の仮定と適切な値域をもつ連結関数を設定することが重要である。

また、GLM では最尤法を用いて回帰係数を算出するので AIC (Akaike Information Criteria) の最小化により、説明変数として用いる操業条件を取捨選択し、説明変数の次元数を減らすことができる。

4. 品質改善

上記で述べた品質のモデル化に基づき、操業条件変数を操作して、品質改善を行う手法について述べる。

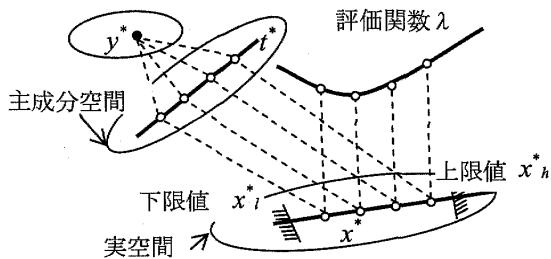


図5 希望する品質を満たす操業条件求解概念

特に、モデル化において、説明変数の次元数を、主成分分析結果を用いて減らした場合と、AIC最小化などのモデル選択手法で減らした場合の、各々における操業条件目標値の決定方法を説明する。

4.1 主成分分析により変換されたモデルでの品質改善

式(5)で表現されるモデルは、主成分空間上で求めた係数を元の操業条件変数空間に戻した係数であるため、品質改善を目的に、 x_n の個別要素のみを変更した場合、操業条件変数間の相関関係が崩れ、主成分空間から操業条件が逸脱し、期待した品質改善が実現できない可能性がある。そこで、主成分空間からなるべく逸脱せず、かつ、希望する品質を実現する操業条件を求める方法が提案されている[5]。図5の概念図のように本方法では品質の希望値 y^* を満たす P 本の主成分ベクトルの線形結合として解 t^* を求め、さらに、現実の M 成分からなる操業条件ベクトルとしての解 x^* を求める手法である。すなわち、PCRに基づくモデル式(10)の逆問題を解いて t^* を求め、さらに t^* を結合係数行列 W で操業条件空間へ射影した最適操業条件 x^* を求める。

$$y^* = C^T t^* \quad (10)$$

$$x^* = W t^* \quad (11)$$

しかし、一般的に $1 < P$ であるため、 x^* は一意に決まらない。そこで、希望する品質を実現する主成分ベクトルを、連立方程式(10)の解空間

$$t^* = (C^T)^+ y^* + T^* \phi \quad (12)$$

と表現する。ここで、 $(C^T)^+$ は C^T の擬似逆行列で $(C^T)^+ = C(C^T C)^{-1}$ で表される。また、 $T^* \in \mathbb{R}^{P \times (P-L)}$ は C^T の零空間の基底を列方向に並べた行列、 $\phi \in \mathbb{R}^{(P-L)}$ は任意の係数ベクトルである。

係数ベクトル ϕ の任意性は、最適操業条件の範囲を定めながら、操業上のコストを最小化する最適化問題として定式化することにより取り除く。例えば、

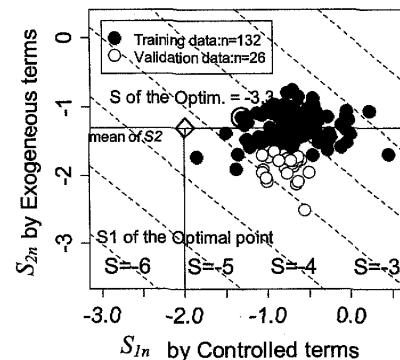


図6 一般化線形モデルによる最適操業条件

$\lambda(\phi)$ を操業条件を変更する際に生じる、原料・人的等のコストをあらわす評価関数として、それを操業条件の上下限範囲内で最小化する最適化問題、

$$\min. \lambda(x^*(\phi)) \quad (13a)$$

$$\text{s.t. } x^*_l \leq W(C^T)^+ y^* + W T^* \phi \leq x^*_h \quad (13b)$$

として定式化し、係数ベクトル ϕ を決定変数として解く(x^*_l, x^*_h は x^* の下限制約および上限制約である)。求めた ϕ の最適解から、式(12)および(11)にもとづき最適操業条件 x^* を求める。

なお、上記最適化問題の解が存在しない場合には、式(13a)の評価関数の代わりに、式(10)の条件を緩めて最適品質との二乗偏差 $|y^* - C^T t^*|^2$ を最小化する方法も文献[5]には示されている。

4.2 モデル選択を用いた場合の品質改善

説明変数の項目数をモデル選択により決定した場合、説明変数の物理的意味がわかるため、説明変数を操作可能な変数と操作できない外生変数に分類して、操作可能な変数の最適な目標値を決定する。

式(8)の線形予測子 S_n を、操作可能な変数で構成する $S_{1,n}$ と、制御できない外生変数で構成する $S_{2,n}$ の和に分解する。

$$S_n = S_{1,n} + S_{2,n} \quad (14)$$

$$S_{1,n} = \theta_0 + \sum_{i=1}^{M_1} \theta_i x_i \quad (15)$$

$$S_{2,n} = \sum_{i=M_1+1}^{M_1+M_2} \theta_i x_i \quad (16)$$

$$\text{ここで、変数の数 } M = M_1 + M_2 \quad (17)$$

欠陥個数や不合格率をできるだけ小さくする操業条件を求めるためには、操作可能な変数の実績データの変動範囲内で $S_{1,n}$ が最小となる点における操業条件を最適値とすればよい[6]。

疵発生率を最小にするためにGLMによるロジスティック回帰をもちいて解析した例(図6)で説明する。

表2 SPC/SQCの課題と対策

No	課題	対策
1	複数の通過プロセスの多くの変数の監視が必要	・統合データベースの構築 ・SPC/SQCシステムの構築
2	高温溶融物、固体物と形態を変化させながら、多品種に分岐していく	
3	操業データを主成分(変数間の相関)として監視する必要がある	Multivariate-SPCの導入
4	管理値逸脱予測等の通知を受け取った後の解析が困難	解析システムとの統合

ロジスティック回帰では連結関数が S_n に対して单调増加なので、線形予測子 S_n を小さくして疵発生率を下げる。実績データにおいて、外生変数からなる線形予測子 $S_{2,n}$ が平均値近傍にあるデータを抽出し、その中から $S_{1,n}$ を最小化する実績データを選択する。さらに、操作可能な操業変数を上で選択した実績データでの値と実績データ全体での平均値を比較して、ロジスティック回帰モデルの回帰係数の符号から判断して $S_{1,n}$ を最小化する値の組合せを決定し、最適な目標値とする。

5. 品質の維持

モデル作成、品質改善のための最適操業条件求解後、操業条件については、SPC、品質についてはSQCによって監視を行うが、表2に示すように、鉄鋼プロセスにおけるSPC/SQCにはいくつかの課題があり、これをクリアするために各種取組がなされている。

No.1, No.2の課題については、計算機の能力向上やアルゴリズムの開発などにより、各種適用事例が報告されている[7]。

また、No.3の課題については、複数の操業データを同時に監視する Multivariate-SPC である、主成分得点の二乗和と残差成分を監視する、Hotelling T^2 Control Chart が代表的である(図7)[8]。さらに、この考えを発展させた、各種 Multivariate-SPC が実現されている[9]。

No.4の課題については、統合データベースによるSPC/SQCの機能に加え、アラーム発生後の対応を迅速化するための統計解析機能を付与したシステムも報告されている[10]。しかしながら、品質に影響を及ぼすデータのすべてが統合データベースに蓄積されてい

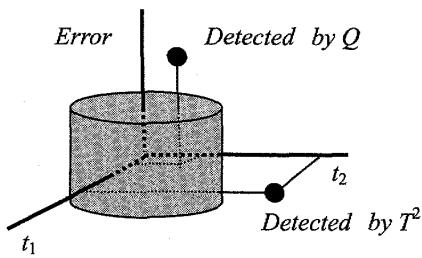


図7 T^2 と Q による異常検知の概念

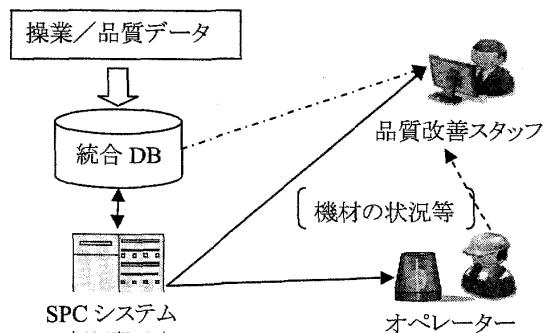


図8 統合品質システム

るわけではなく、操業の変動や品質の変化がオペレーター管理の情報に依存している場合もあり、今後は、これらの情報を図8に示すようにSPC/SQCと組み合わせていくことが重要になると考えられる。

6. まとめ

鉄鋼業における統計的アプローチによる品質の作り込み技術として、品質変化要因推定技術(モデル化技術)、品質改善技術、品質維持技術を紹介した。それぞれの技術の中でいずれを利用するかについては、対象となる品質に応じて決定する。

これらの技術の適用により、従来品質改善が困難または、品質改善まで長い期間を要していた問題が解決されつつあると同時に、SPC/SQCシステムによる多くのデータを監視することで不良品の発生を抑えられている。

最後に、ここで紹介した技術の導入により品質が劇的に改善するだけでなく、技術スタッフによる品質変化要因の解析、物理的現象の裏付けがあつて初めて改善されることを念のため添える。

参考文献

- [1] Fisher, R.A., "The use of multiple measurements in taxonomic problems," Ann. Eugenics, 7, Part II, 179-188,

1936.

- [2] 中川義明, 加納学, 「主成分分析を用いた品質変化影響要因解析」, CAMP-ISIJ, 18, 1140, 2005.
- [3] Kano, M. and Nakagawa, Y., "Data-Based Process Monitoring, Process Control, and Quality Improvement: Recent Developments and Applications in Steel Industry," Computers & Chemical Engineering, 32, 12-24, 2008.
- [4] Venables, W.N. and Ripley, B.D, "Modern Applied Statistics with S-plus 3rd ed.," Springer, 1999, 伊藤幹夫, 大津泰介, 戸瀬信之, 中東雅樹, 丸山文綱, 和田龍磨訳, 『S-PLUSによる統計解析』, シュプリンガー・ジャパン, 2001.
- [5] 加納学, 藤原幸一, 長谷部伸治, 大野弘, 「運転データに基づく品質改善のための定性的品質情報の定量化」, 『計測自動制御学会論文集』, 42, 902-908, 2006.
- [6] 北田宏, 杉山真義, 西村拓也, 中川義明, 「一般化線形モデルによる鉄鋼製品品質の統計モデリングと制御」, CAMP-ISIJ, 23, 199, 2010.
- [7] 伊藤雅浩, 松崎眞六, 佐々木望, 斎藤真一, 大館尚記, 内田健康, 大貝晴俊, 「高炉操業における大規模データベースオンラインモデリング」, CAMP-ISIJ, 18, 339, 2005.
- [8] Jackson, J.E and Mudholkar, G.S, "Control Procedures for Residuals Associated with Principal Component Analysis," Technometrics, 21, 341-349, 1979.
- [9] 加納学, 田中章平, 丸田浩, 長谷部伸治, 橋本伊織, 大野弘, 「外部分析と独立成分分析を用いた統計的プロセス運転監視」, 『計測自動制御学会論文集』, 38, 958-965, 2002.
- [10] 小宮直人, 「品質管理業務の見える化」, CAMP-ISIJ, 19, 946, 2006.