



# システム制御技術の進展と鉄鋼製造プロセスへの適用

北村 章\*

Evolution of System Control Technology and its Application in Steel Manufacturing Processes

Akira KITAMURA

**Synopsis :** This paper describes the application of system control technology and the future view in a steel manufacturing process. In the steel manufacturing process of Japan, new system control technologies have greatly contributed to the quality of a product, or improvement in the yield. Then, in steel making, a rolling process, etc., it looks down at the application example of control theory or intellectual system technology. Specifically, the optimal flux control system for converter, looper control of hot-rolling by adapted type robust control of and an is introduced. Mill setup modification control of hot-rolling and mill balance control of tandem cold mill are explained as know-how fusion type control. Moreover, expectable technologies will be introduced from now on for achievement of the left-behind subjects. Specifically, the view is described about the application in consideration of restricted conditions of the nonlinear optimal control, mixed logical Dynamical system (MLD), and reinforcement learning. As an application example, the learning result of the function by reinforcement learning is shown. Finally, rolling is made into an example and the paradigm of the next-generation intelligent control system of a steel process is introduced.

**Key words:** steel manufacturing process; control theory; know-how fusion type control; intelligent control.

## 1. はじめに

日本の鉄鋼製造技術が世界トップであり続ける一つの要因は、常に新しい技術をいち早く取り入れ、現場の製造技術として積極的に定着させようという業界全体の風土があるからであろう。システム制御の応用分野でも例外ではなく、新規に提案された制御技術の多くが、鉄鋼製造プロセスで検証されており、それが次の理論的進展に繋がっている。ここで、システム制御技術とは、制御システムを構成する基盤技術として、制御理論や最適化技術、モデリングや学習技術、知的情報処理技術を意味する。

そこで、本号が編集されるのを機に、システム制御技術の適用について、その歴史を概観する。また、それらの融合によるノウハウ融合型制御について述べるとともに、残された課題とその対策について解説する。

## 2. システム制御技術の発展と鉄鋼プロセス制御

### 2.1 動的制御について

圧延の油圧サーボ系ダイナミクスなどを取り扱った動的制御の分野を考える。1960年代に体系化された線形システム理論は、70年代になると、その形式の美しさからも、高精度の制御精度を要求されるプロセスで適用された<sup>1)</sup>。例えば、タンデム圧延機のように多スタンドにおける寸法、

形状の制御では、その間の干渉が問題となる。70年代後半には、その解決策として最適制御や多変数制御を用いた制御系の開発が盛んとなった。しかし、当時はモデルの構築に多大な時間を要したり、モデル化誤差の取り扱いが明確でなく、開発効率に疑問を残した。また、炉の内部状態や鋼材内部温度など、測定できない状態量が多い。これらの推定については、オブザーバによる状態推定やカルマンフィルターによるパラメータ推定の手法が開発された。これらの技術は、いまでは日常的に使用されている。

80年代になるとモデル化誤差を直接的に考慮できるロバスト制御が登場した。圧延の塑性加工プロセスなどには多くの非線形性があり、モデルの線形化によって発生する誤差に起因する制御性の劣化の解消策として期待された。なかでも $H^\infty$ 制御は、古典制御と同様に周波数領域で制御系が設計できる。そこで、90年代になると、熱延のルーパー制御や連続鑄造の湯面レベル制御<sup>2)</sup>に適用され、制御理論の応用範囲を拡大した。しかし、ルーパー制御では安定性の確保はできたものの、応答性と制御精度を称して「効きが甘い」という現場の率直な意見も聞こえた。その後、安定性の確保と応答性の改善を目的とし、ロバスト制御に適応性を考慮した適応型のロバスト制御が登場したり、ゲインスケジューリングなど、適応制御において安定性を保証した制御が提案されてきた。

### 2.2 静的モデリングと学習

圧延のセットアップモデルなど、いわゆる、静的モデル

の構築については、従来より、塑性加工の物理モデルを基本とし、係数やオフセット項を指数平滑などで学習する方法や学習する方法や重回帰など、統計的手法によってモデリングする方法が主流である。近年は、進化型計算である遺伝的アルゴリズムを用いた圧延荷重のモデリングや逐次パラメータ推定によるモデルの学習が提案されている。最近では、分類問題の解決法として提案されたSVM (Support Vector Machine)を回帰問題に拡張し、アウトライアの影響を受けにくいことを特徴とするSVR (Support Vector Regression)<sup>3)</sup>や蓄積されたデータセットの中からモデル作成に必要な部分だけ取りだし、局所モデルを構成するJust In Timeモデリング<sup>4)</sup>といった、データ駆動型の手法が目まぐるしく注目される。

### 2.3 知的制御

高炉は、熱や化学反応を含めて、多変数の分布定数系、強い非線形、時変、複雑大規模系であることが特徴である。また、通風前後の非定常状態や突発的に発生する「高炉の棚つり」現象があり、すべての状態において、炉熱を自動制御することは難しい。そのため、操業オペレータのノウハウと経験による操業が続けられており、操業ノウハウが豊富に蓄積されている。80年代は、操業ルールによるエキスパートシステムやファジィ推論、炉熱パターンをニューラルネットワークにといったAI技術を応用した研究事例<sup>5)</sup>も多く見られた。また、動的制御の分野では、AI技術は、系の非線形性に起因するシステムの不安定化を防止し、適正な応答性を確保するための技術として注目された。ファジィ推論によって圧延特性の複雑さと非線形性を考慮した板厚制御システムや、ニューロネットワークによってストッパーの非線形性を克服した連続の鋳型内湯面レベル制御システム<sup>6)</sup>が開発された。数理モデルを持たぬことから、普遍性のある制御ができず、オペレータに替わって自動制御を確立するには至らなかった。

## 3. 非線形を考慮した最適化制御と適応型ロバスト制御の適用事例

系の非線形性や経時的な変化に起因して要求品質を満たさぬ場合があり、これに対応するため、様々な工夫がなされてきた。そこで、従来法として、製鋼におけるオンライン最適化制御を紹介する。また、最近の事例として、適応型のロバスト制御による、熱延のルーバ制御を解説する。

### 3.1 転炉における副原料の最適投入量制御<sup>7)</sup>

高炉で製造された溶銑には、炭素、珪素、燐などの成分が含まれている。転炉では、これら成分を調整処理し、所定の性質を実現する。滓化によってスラグが生成され、その過程では、脱燐が行われる。このとき、溶鋼中に残る燐の濃度が目標濃度以下となるように適切な量の副原料を投入する必要がある。

ここでは、燐バランスや熱収支を記述する非線形の特性的方程式が基本となる。一方、耐火物の溶損による炉内状況の変化やランスの変化に起因する経時的な特性の変化が発生する。そこで、燐化合物生成の理論モデルに操業中に得られるデータを活用し、オンラインでモデルを適応修正し、推定精度を高精度化する。また、修正されたモデルに基づいて、最適化計算によって投入量を決定する。

#### 3.1.1 非線形モデルとその適応修正

転炉吹練の基本式を以下に示す。(1)式はスラグ中燐濃度 $P_{sl}$ と溶鋼中燐濃度 $P_{st}$ の比で燐分配を表わし、(2)式は燐収支モデルを示す。

$$\log L_p = \log \frac{P_{sl}}{P_{st}} = \frac{P_1}{T_{td}+273} + p_2 \log T_{Fe} + p_3 Cs + p_4 Cs^2 + p_5 \log Cao + p_6 \log Mgo + p_7 \dots \dots \dots (1)$$

$$P_{in} = Wsl \cdot P_{sl} + Wst \cdot P_{aim} \dots \dots \dots (2)$$

ここで、(1)式では、 $T_{td}$ は吹き止め時の溶鋼温度、 $T_{Fe}$ は溶鋼中酸化鉄の重量比、 $Cs$ は塩基度、 $Cao$ は溶鋼中酸化カルシウムの重量比、 $Mgo$ は溶鋼中酸化マグネシウムの重量比、 $p_i (i=1, 2, \dots, 7)$ は係数パラメータ、を表し、(2)式では、 $P_{in}$ は投入される燐の総重量、 $Wst$ は溶鋼の総重量、 $P_{aim}$ は溶鋼中燐の目標濃度を表す。耐火物の溶損による炉内状況の変化やランスの変化に起因する経時的な特性の変化に適応的に追随し、モデルの精度を維持、向上させる必要がある。そこで、(1)式を、

$$y = \left[ \frac{1}{T_{td}+273} \log(T_{Fe}) Cs Cs^2 \log Cao \log Mgo \right] \times [P_1 P_2 P_3 P_4 P_5 P_6 P_7]^T = x \cdot p \dots \dots \dots (3)$$

の線形結合式と考え、未知パラメータ $p_i (i=1, 2, \dots, 7)$ を逐次最小自乗法によって時々刻々推定し、モデルを修正する。

#### 3.1.2 副原料投入量の最適化制御

(2)式の等式制約条件や $Cs$ 、 $Wst$ に与えられた不等式制約 $Wsl_{low} \leq Wsl$ 、 $Cs_{low} \leq Cs \leq Cs_{up}$ を満たしつつ、副原料のコストを最小にするために、以下の評価関数を設定し、非線形計画法によって、評価指標 $J$ を最小にする。

$$J = w_1 \cdot |P_{in} - Wsl \cdot P_{sl} - Wst \cdot P_{aim}| + w_2 \cdot a \cdot Wsck + w_3 \cdot b \cdot Wro + w_4 \cdot \exp(Wsl_{low} - Wsl) + w_5 \cdot \exp(Cs_{low} - Cs) + w_6 \cdot \exp(Cs - Cs_{up}) \dots \dots \dots (4)$$

ここで、右辺第2項と3項は、副原料である焼石灰とロー石のコスト ( $Wro$ はロー石の重量、 $Wsck$ は焼石灰の重量)を評価し、 $a$ 、 $b$ は、それぞれの単価を表す。また、 $w_1$ 、 $w_2$ 、 $\dots$ 、 $w_6$ は、重み係数である。制御システムの概念図をFig. 1に示す。

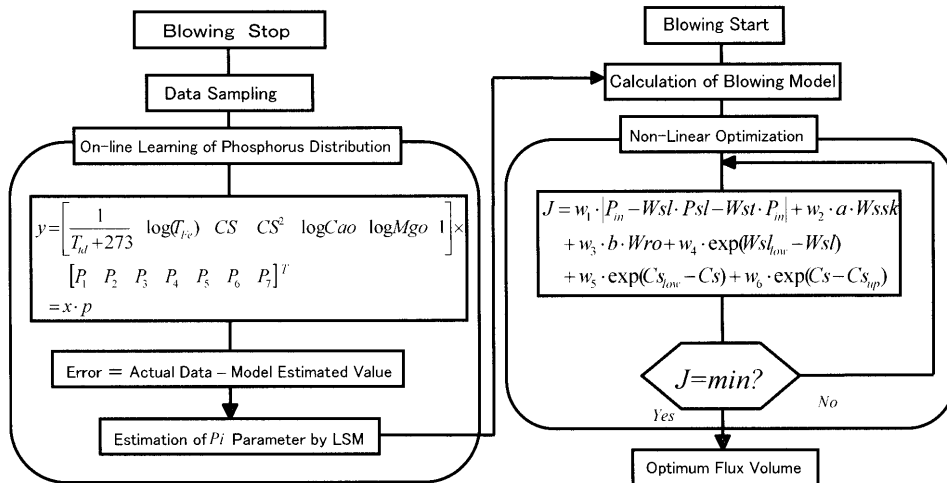


Fig. 1. Schematic diagram of optimum flux volume control for converter.

このように、非線形システムを見掛けの上で線形式で表し、その係数を逐次最小2乗法でオンライン推定し、モデルの適応性を高める。また、同定されたモデルに基づいて目的関数を非線形計画法によって最適化する。このように、現場における現実的な非線形系への対策として、従来技術を組み合わせた手法によって、非線形、適応性、最適化、に対応してきた。この事例では、ロー石、焼石灰の使用量が軽減され、副原料コストの削減が可能となった。

3.2 熱延ルーパーの高さ制御<sup>8)</sup>

熱延仕上げ圧延機では、ルーパーによってスタンド間のマスバランスと張力が制御される。ルーパー高さの制御は、ストリップの材料力学特性や先進率が圧延中に変動するため、制御系が不安定となることがある。制御方法としては、最適制御、非干渉制御、ロバスト制御、など、各種の制御方法が提案されている。ここでは、ゲイン不足のために「効きが甘い」という問題を解消するために、適応型のロバスト制御によるルーパー高さ制御を紹介する。

適応型ロバスト制御のブロック図をFig. 2示す。ここでは、ルーパーの動特性 $P(s)$ を2次遅れ+むだ時間(L)系で近似し、IMC構造におけるフィルタを $F(s)$ としている。また、 $P_M(s)$ は参照モデルであり、 $P'(s)$ は同定されたモデルを示す。ここで、コントローラ $C(s)$ と相補感度関数 $T(s)$ は(5)式となる。

$$C(s) = \frac{F(s)P_M(s)}{P'(s)\{1 - F(s)P_M(s)e^{-Ls}\}} \dots\dots\dots(5)$$

$$T(s) = \frac{F(s)P_M(s)P(s)e^{-Ls}}{P'(s)\{1 - F(s)P_M(s)e^{-Ls}\} + F(s)P_M(s)P(s)e^{-Ls}}$$

一般に、ロバスト制御では、ロバスト安定を全周波数帯で満たすことを考えるため、相補感度関数 $T(s)$ のノルムを予め設定したモデル化誤差最大特性 $\delta(s)$ に対して、

$$|T(s)| < \frac{1}{|\delta(s)|} \dots\dots\dots(6)$$

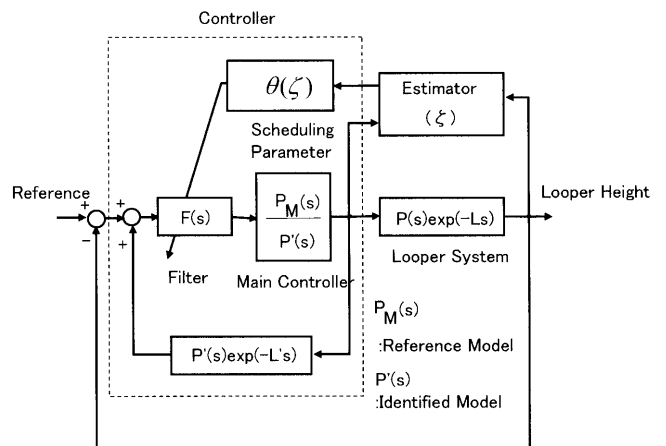


Fig. 2. Block diagram of adaptive type robust control for looper system.

を満たすことを条件としている。すなわち、フィルタゲインをすべての周波数で十分小さく設計する必要がある。これが、現場で「ロバスト制御は効きが甘い」と言われる原因である。そこで、許容される範囲内で、 $\delta(s)$ を変動関数として扱うことにより適応性を考慮する。すなわち、ルーパー動特性とそのモデル、およびフィルタで構成される相補感度関数から、ロバスト安定化問題を満たす条件のもとに、ルーパーの動特性における減衰係数 $\zeta$ を変数とするスケジューリングパラメータ $\theta(\zeta)$ によって、フィルタをスイッチングする。これによって、ロバスト安定を満たしつつ、減衰特性の変化に応じて適応的に動特性を調整できる。感度低減化問題についても、ほぼ同様の議論ができる。適応型ロバストの効果の検証した結果をFig. 3に示す。PI制御に比して、安定で高応答の制御であることが分かる。

このように、非線形の克服と適応性について、現場の声を背景として、制御理論の進展とともに、理論的手法で応える努力が続いている。

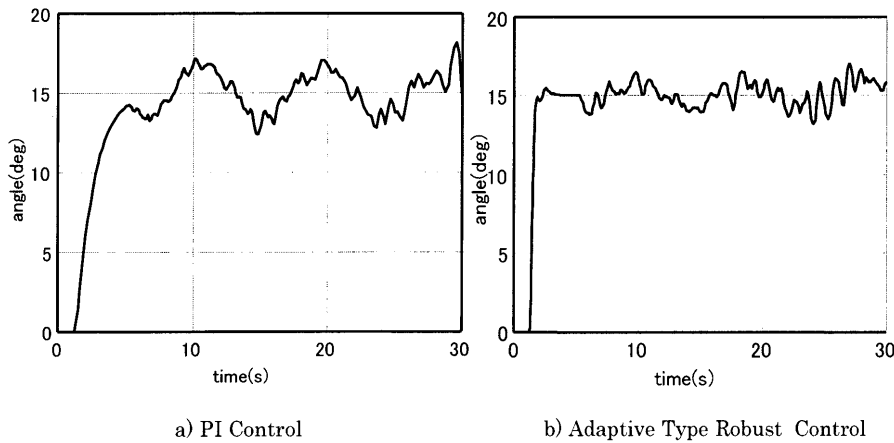


Fig. 3. Simulation result of adaptive type robust control for looper compared with PI control.

#### 4. ノウハウ融合型制

高精度制御を要求される鉄鋼製造プロセス制御では、熟練オペレータの操業ノウハウに依る部分が残されている。その理由は、プロセスの複雑さや制御システムのレベルによって様々である。制御システムのレベルが低く、人がセンサーの役目もしながら、設備の制御の大半を担う場合もある。また、人間はその高級な思考力を持って、計算機制御システムを巧みに使用しつつ、システムの不備な部分を支援し、カバーする場合もある。しかし、それでは、操業ノウハウをルール化して計算機で処理すれば良いかという、そうではないのは明らかである。理論モデルは普遍性と予測性を有するものの、誤差やモデルで表現できない部分もある。一方、人間の判断はその経験と事例に基づいた保守的な意思決定であり、制御仕様や製品明細が変化する場合に脆弱である。そこで、これらを背景にして、システム制御技術と操業ノウハウを融合させることで、より統合的な制御を考える。ここでは、それをノウハウ融合型制御と呼ぶ。ノウハウ融合型制御の構成をFig. 4に示す。モデル（理論）、データ（情報）、ノウハウ（知識）を融合させることで、それぞれの特徴を利用した制御システムを構築している。また、Fig. 5に示すように、モデルが真の世界（現実）の多くを表すものの誤差があり、操業ノウハウが、真の世界の一部を表現しているものとする。

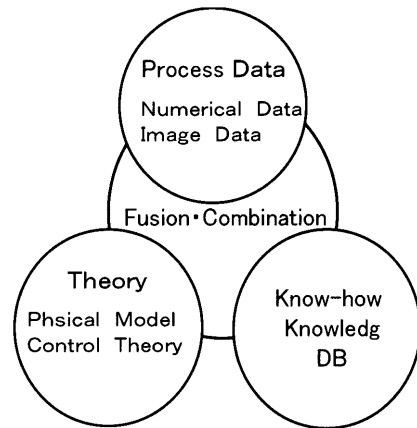


Fig. 4. Concept of know-how fusion type control.

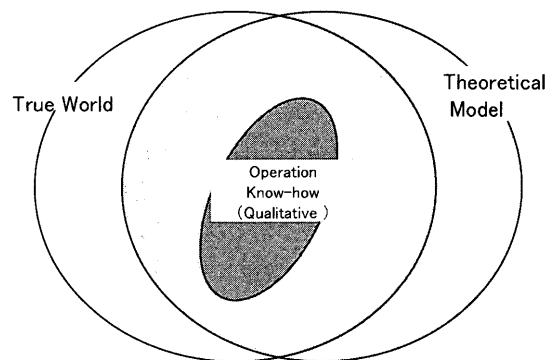


Fig. 5. Relation between theoretical model operation know-how and the true world.

以下では、熱延のセットアップ修正と冷延のミルバランス制御を紹介する。

前者は、ヤコビ行列によって逆モデルを近似的に導出し、介入ルールの許す範囲でセットアップモデル（順モデル）を修正し、操業ノウハウと理論の融合を図った例である。一方、後者は、介入情報から制御モデルを構築できることを示唆した例である。

##### 4.1 熱延仕上げミルのミルセットアップ修正制御<sup>9)</sup>

熱延仕上げミルでは、例えば、圧延材の表面疵や板形状の複雑な変化については、物理モデルの構築が困難である。

一方、ミルセットアップが不適切であると、製品板厚は目標仕様を満たすが、圧延の負荷バランス（各スタンドへの負荷配分）が崩れる。負荷バランスが不適切であると、圧延製品の形状不良やロールの肌荒れに起因するスケール疵（表面疵）が発生する、という事実がある。また、板破断などのトラブルが発生する場合もある。そこで、熟練オペレータは、セットアップシステムにより計算された設定を、操業知識に基づいて、圧延直前に手動介入し、疵発生防止やトラブルを回避する。

4.1.1 操業の知識とノウハウ

熟練オペレータには、例えば、「上流スタンドに負荷を集中させるとロールが肌荒れしてスケール疵（表面疵）が発生する。一方、下流スタンドを過負荷とすると板形状不良が発生する」といった知識があるとする。このとき、これら回避するために、隣接するスタンドの「ロールギャップ差」を特定のパターンに設定とする、といった「操業ノウハウ」がある。

4.1.2 理論モデルと操業ノウハウの融合

製品の要求仕様を満たすには、圧延モデルに基づくセットアップ計算で目標の製品板厚を得る。同時に、操業ノウハウで獲得したロールギャップ差を守ることで、トラブルを回避する。すなわち、理論モデルと操業ノウハウを整合させることで合理的な解を得る。この課題を次式の評価関数の最小化問題として定式化する。

$$E=(\mathbf{ds}^*-\mathbf{ds})^T \cdot (\mathbf{ds}^*-\mathbf{ds}) \dots\dots\dots(7)$$

ここで、 $\mathbf{ds}^*$ は操業ノウハウであるロールギャップ差の目標値ベクトルであり、 $\mathbf{ds}$ は圧延モデルに基づいて計算されたベクトルとして、 $[s_1-s_2, s_3-s_4, \dots, s_6-s_7]^T$ で表現される。ただし、 $s_i$ は*i*番目のスタンドのロールギャップである。圧延モデルにより、 $\mathbf{ds}$ は $[h_1, h_2, \dots, h_6]^T$ で表される出側板厚のベクトル  $\mathbf{h}$  の関数である。ここで  $h_i$  は *i* 番目のスタンドの出側板厚である。ここで、 $\Delta \mathbf{ds}$  を目標ベクトルと計算されたロールギャップ差ベクトルの誤差とし、 $\mathbf{J}$  をヤコビ行列 ( $J=\partial s/\partial h$ ) として (7) 式の評価関数を最小化する逐次計算式を求めると次式となる。ただし、 $\Delta \mathbf{h}=\mathbf{h}_{n+1}-\mathbf{h}_n$  である。

$$\mathbf{h}_{n+1}=\mathbf{h}_n+\mathbf{J}^{-1}\Delta \mathbf{ds}_n \dots\dots\dots(8)$$

ここで、*n* は繰り返し計算回数を表す。

ミルセットアップ修正アルゴリズムを Fig. 6 に示す。ロールギャップ差の目標パターンは、鋼種、製品板厚、製品幅幅に応じて参照テーブル内に作成しておく。本システムを実機に適用し、従来のセットアップ方法と比較して介入率を大幅に低減できるとしている。

4.2 冷延タンデムミルのミルバランス制御<sup>10)</sup>

冷延タンデム圧延機（全5スタンド）では、板厚制御を行うとともに、各スタンド入側の板厚変動や硬度変動等により、直接的に制御されない荷重、トルク、張力等のバランスが圧延中に変化し、板形状の悪化や安定操業の阻害要因となる。しかし、ミルのバランスを一定に保つ制御は、板厚制御と競合するため、両者を適切に自動制御することは困難であった。従来より、ミルバランスの保持はオペレータの手介入によって行われている。そこで、圧延中に、荷重、トルク、張力、といった制御量を目標値に自動制御する系を構成する。このとき、ミルバランス制御は、圧延機と板厚制御系のモデルを内部に有するので、板厚制

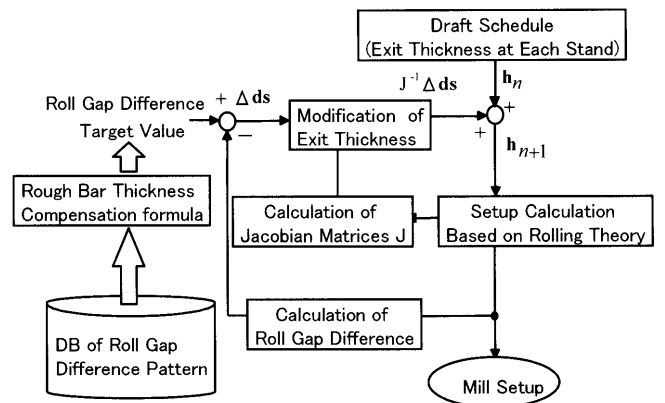


Fig. 6. Block diagram of mill set-up modification system for hot finishing mill.

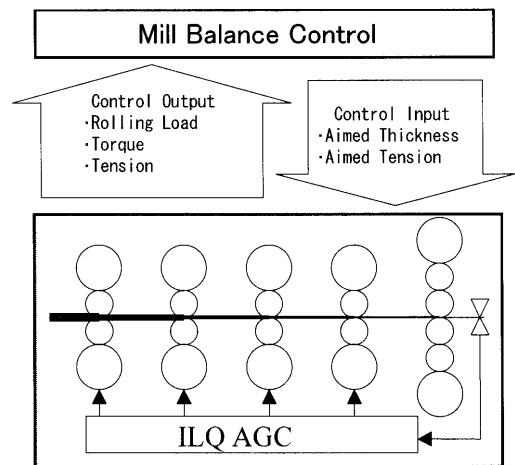


Fig. 7. Outline of mill balance control system for tandem cold mill.

御系と競合することなく、ミルバランスの保持と板厚精度の確保が両立される。Fig. 7 にミルバランス制御の概念図を示す。

4.2.1 動特性モデル

ミルバランス制御では、低周波の外乱に対応するため、一次遅れ（時定数  $T_{m\&c}$ ）で近似する。一次遅れは、板の移送遅れ、板厚制御系の応答を考慮して、最も遅い応答（支配的な応答）に合わせるものとする。

$$\dot{\mathbf{x}}_{m\&c}=\mathbf{A}\mathbf{x}_{m\&c}+\mathbf{B}\mathbf{u}+\mathbf{A}_{m\&c}^{-1}\cdot\mathbf{d}_{ext} \dots\dots\dots(9)$$

$$\mathbf{y}_{m\&c}=\mathbf{C}\cdot\mathbf{x}_{m\&c} \dots\dots\dots(10)$$

$$\mathbf{A}=-\frac{1}{T_{m\&c}}\cdot\mathbf{I} \dots\dots\dots(11)$$

$$\mathbf{B}=\frac{1}{T_{m\&c}}\cdot\mathbf{A}_{m\&c}^{-1}\cdot\mathbf{A}_{part} \dots\dots\dots(12)$$

ここで、 $\mathbf{y}_{m\&c}$  は「圧延特性+板厚制御系」の出力であり、ミルバランス制御の制御量となる。また、 $\mathbf{d}_{ext}$  は圧延機出側板厚変動ベクトルであり、 $\mathbf{A}_{part}$  は定常特性より得られるシステム行列である。

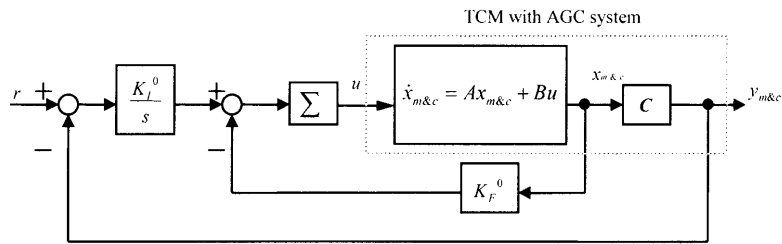


Fig. 8. Block diagram of mill balance control system.

4.2.2 ILQ設計法によるミルバランス制御系の設計

ミルバランス制御系設計には、ILQ最適サーボ設計法を用いる。この設計法により、安定性を保証し、応答を指定することができる。さらに、調整が容易であるという利点がある。制御ブロックをFig. 8に示す。ここで、制御系設計手順に従って、基準最適ゲイン  $K_p^0, K_I^0$  を求める。

4.2.3 操業の知識とノウハウ

熟練オペレータには、例えば「圧延製品の形状不良を防止するためには、No. 1スタンドと特定スタンドの荷重を目標値に制御することが有効である」という知識がある。また、この知識を実現するために、「例えば、ミルセッティングの誤差により、No. 1スタンドの荷重が目標より小さい場合には、操作量をNo. 1および特定スタンドの操作とともに、中間スタンドの圧下率のバランスを特定のパターンに制御する」とう操業ノウハウ ( $N_1$ ) があつたとする。すなわち、現場には、圧延特性に関する知識とそれを実現する操業ノウハウがある。

4.2.4 制御モデルと操業ノウハウの関係

制御系の構造上、すべての状態変数は制御できない。そこで、制御すべき状態変数の設定に相当する観測行列  $C$  の要素を、操業ノウハウ ( $N_1$ ) によって決定する。これにより、制御理論における可制御性とオペレータとの親和性が両立する合理的な制御系となる。また、このときILQの設計手順により、 $K_F^0$  は、下式となる。

$$K_F^0 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -\alpha & * & * & * & * & * & * & * & * \\ 0 & 0 & -\beta & * & * & * & * & * & * & * & * \\ 0 & 0 & -\gamma & * & * & * & * & * & * & * & * \\ 0 & 0 & -\delta & * & * & * & * & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * & * & * & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * & * & * & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * & * & * & * & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * & * & * & * & * & * & * & * \end{bmatrix} \dots\dots\dots(13)$$

となる。ここで、ノウハウ「中間スタンドの圧下率のバランスを特定のパターンに制御する」は、圧延モデルの知識により、 $\alpha > \beta > \gamma > \delta \geq 0$  ( $N_2$ ) を満たすことに相当する。このことは、圧延モデルとオペレータの定性的なノウハウがILQにより、定量的に再現されていることを示す。また、オペレータが  $\alpha > \beta > \gamma > \delta \geq 0$  のノウハウのみで操業するの

に対し、本制御では、 $K_F^0$  の\*に相当する部分が、圧延モデルと制御理論により数値として設定されることから、モデルや理論に基づいた、より精緻な制御を施していることを示唆している。ただし、モデルの精度によって\*の有効性が決まることは言うまでもない。さらに、ミルバランス制御の応答時定数を表す行列を単位行列とすると、

$$K_F^0(N_2) = \{C(N_1)A_{m\&c}^{-1}A_{part}\}^{-1}C(N_1) \dots\dots\dots(14)$$

となる。 $K_F^0$  は介入ノウハウに相当している。そこで、(14)式は、介入ノウハウと圧延知識との関連を説明している。すなわち、オペレータの介入情報が分かれば、(14)式より、観測行列  $C(N_1)$  を知ることができる。さらに、介入ノウハウ ( $N_2$ ) を操業データより収集すれば、圧延モデルとILQによる制御モデルを介し、ヒアリングなしに  $N_1$  を知ることができる。すなわち、オペレータの操業ノウハウに基づいて制御系を自動的に設計したことになる。

本制御は、実機に適用され、荷重バランスや電流バランスを制御できることが検証されている。

5. 課題と期待される技術

5.1 拘束条件の付いた最適制御

例えば、冷延タンデム圧延の張力制御では、板厚制御との干渉を緩和するために、いわゆる「リミット制御」が行われている。これは制御変数（出力）である張力を一定の範囲内に制御する方法であり、出力に拘束条件が施される。また、スタンド間張力を操作して板厚を制御する場合は、操作量（入力）に拘束をとまなう制御問題となる。さらに、制御器の中では、内部の状態変数に関連する電流制約や電圧制約があり、トルクなど入力信号にも制約条件が付加される。一方、圧延の加減速部分では、操業の危険回避の意味からも操作量に拘束をとまなう。これらの部分では、拘束を考慮すること緩和することによって、更なる歩留まりや生産性の向上が期待できる。

拘束条件や限界を拘束条件を考慮する制御として、モデル予測制御<sup>11)</sup>が注目されている。本制御は、システム同定手法で得られた時系列モデルをもとに、未来の出力を予測し、その値を参照軌道に沿って制御することを特徴とする。拘束を考慮するとともに予測をとまなう制御であることか

ら、例えば、炉内における鋼材の加熱や冷却床における冷却制御で、むだ時間や遅れの大きい系の制御にも有効である。

一方、離散事象として、拘束条件をも含む複数のモードを考え、それが順次切り替わってゆくシステムをハイブリッドオートマトンと呼び、論理変数を含んだ拘束条件のもと、目的関数を最適にする操作量を求める最適化制御をハイブリッド制御<sup>12)</sup>という。ハイブリッドシステムには幾つかの表現方法があるが、拘束条件を、論理変数を含んだ線形式で記述することを特徴とするMLD (Mixed Logical Dynamical)システムが知られている。また、目的関数に予測区間を設けることにより、ハイブリッドシステムとモデル予測制御と組み合わせたハイブリッド予測制御も注目されている。近年、鉄鋼製造プロセスへの応用事例も見られるようになってきた<sup>13)</sup>。

5.2 非線形モデリングと学習

システム同定や非線形動的モデリングの研究も盛んである。進化型計算であるGPを用いた方法<sup>14)</sup>やニューラルネットワークを用いたモデリング<sup>15)</sup>が期待できる。例えば、従来の線形時系列モデルに比して、次数が小さく簡単なモデルで近似できる可能性がある。これによってオンライン制御や非線形予測制御へ活用が期待できる。

強化学習<sup>16)</sup>は、動物が環境との相互作用を通じて教師なしに行う学習をモデル化している。ここで、エージェント(学習者)は、試行錯誤を繰り返しながら、最適な行動を模索していく。エージェントは、環境についての知識を持たず、自らの行動に対する報酬を環境から得る。また、環境の状態遷移を観測することだけができ、報酬の期待値を最大化しようとする。ここで、状態sにおいて行動aを取ったときの行動の価値Q(s,a)を、再帰的に推定する方法として、動的計画法に時間差分の概念を導入したQ学習法(Q-learning)が知られている。

$$Q(s,a) \leftarrow Q(s,a) + \alpha \left\{ r + \gamma \max_{a' \in A} Q(s',a') - Q(s,a) \right\} \dots \dots (15)$$

ここで、 $\alpha$  ( $0 < \alpha < 1$ )は学習率を表し、 $r$ はエージェントが環境から得る報酬を、また、 $\gamma$ は割引率を表す。環境が離散有限マルコフ課程であり、 $a$ がある条件を満たす場合、 $Q$ は収束することが保証されている。強化学習は、ロボットの制御やプランニングに応用されている。また、動的環境や不確定環境への対応能力などから、拘束のある非線形系の学習や予測能力が期待できる。ここで、予測モデルと真値との差を「状態」とし、強化学習によって学習と予測を行うシステム<sup>17)</sup>の概要をFig. 9に示す。また、簡単な数値例をFig.10に示す。

実線は、与えられるデータ(アウトライアを付加した二次関数より算出)を表し、破線は強化学習によって得られた予測モデル(二次関数に一致する)を表す。強化学習は、

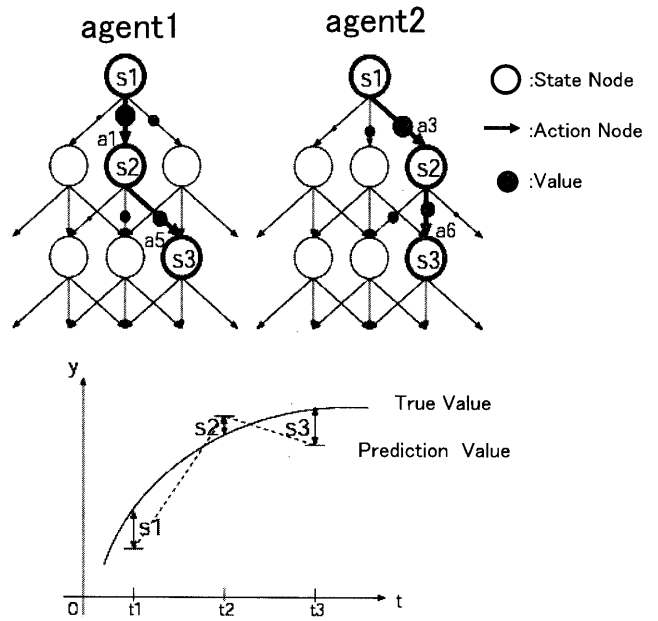


Fig. 9. Learning and prediction by reinforcement learning.

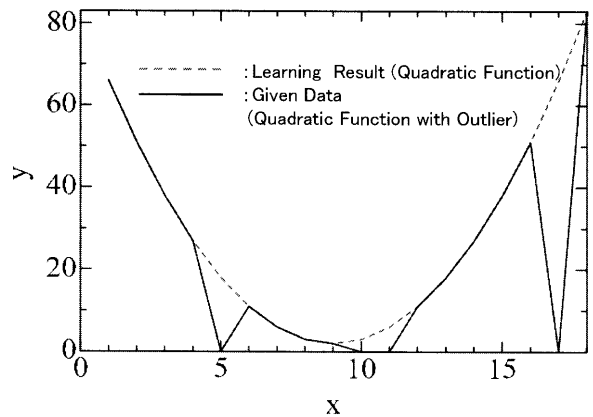


Fig. 10. Learning and prediction example by reinforcement learning.

適切な目標値を与えることで、予測機能を有することが分かる。この例は、時間とともに変化する非線形関数の学習と考えられる。本手法は、例えば、圧延のミルセットアップにおける圧延荷重式の学習などへの適用が期待される。

6. 統合型制御

制御系設計の現状と動向を踏まえ、圧延工程を例として、統合型制御の概念を描いた図をFig.11に示す。制御目的を寸法、形状、機械的性質とし、制御の核を非線形動的モデリングと適応型ロボスタ制御とする。また、操業中にプロセスデータの蓄積とノウハウの自動獲得を行い、学習やモデリングに活用することを特徴とする。ノウハウの自動獲得では、技能の技術として体系化するための支援技術ともなりえる。

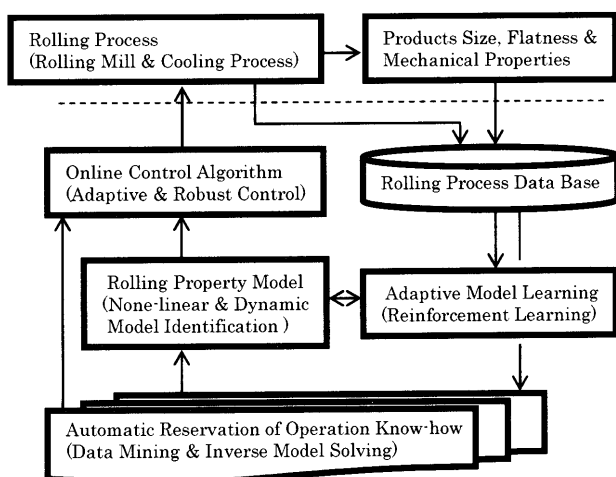


Fig. 11. Next-generation intelligent control for rolling process.

## 7. おわりに

システム制御技術の進展とその適用を鳥瞰するとともに、現在の課題である非線形性や適応に関する現状の制御技術を概説した。また、操業ノウハウと物理や制御の理論との融合を考慮したノウハウ融合型制御の有用性を開発事例に基づいて紹介した。今後、期待される技術として、拘束条件を考慮した最適制御や非線形動的モデリングの可能性について述べた。

計測・制御・システム工学部会において、制御フォーラムは、産学の連携で、モデリングと制御をメインテーマとして、新たな制御技術と開発ニーズを結びつける活動を続けてきた。この間、圧延や高炉のモデリングに関するWGによって具体的な研究を進めてきた。今年度のテーマは、「次世代鉄鋼プロセス制御」であり、オンライン最適制御が主体となる。制御フォーラムを核として、システム制御技術が一層の貢献を果たすよう、期待する。

鉄鋼業におけるシステム制御技術が「もの造りへ距離」を詰めるには、高品質性、高生産性の追求に継続的に取り

込むとともに、新製品・新商品の開発と量産化への寄与が必要であろう。そのためには、各分野との連携が必要と考える。計測と制御は言うまでもなく、計算機能力のますますの向上を背景として、制御と非線形システム最適化、システム制御と材料分野、システム制御と知識工学との一層の融合により、課題達成のための施策を生み出すことに繋がると考える。

## 文 献

- 1) 高橋亮一：鉄鋼業における制御，コロナ社，東京，(2002)。
- 2) A.Murakami, Y.Nishida, T.Miki, T.Matsuura and M.Nakao: *Trans. Inst. Syst., Control Inf. Eng.*, **10** (1997), 607.
- 3) V.Cherkassky and F.Mulier: *Learning from Data Concepts Theory*, J. Wiley & Sons, New York, (1998).
- 4) D.W.Aha, D.Kibler and M.K.Albert: *Mach. Learn.*, **6** (1991), 137.
- 5) K.Matsuda, N.Tamura, M.Konishi, S.Kitano, K.Kadoguchi and M.Takami: *Trans. Inst. Syst., Control Inf. Eng.*, **4** (1991), 86.
- 6) T.Watanabe, K.Omura, M.Konishi, S.Watanabe and K.Furukawa: *Proc. 35th Annual Conf. of the Institute of Systems, Control and Information Engineers*, (1991), 469.
- 7) S.Nisino, T.Omori, A.Kitamura, S.Kimura, R.Misumi and K.Semura: *Proc. Japan-U.S.A. Symp. on Flexible Automation*, The Institute of System Control and Information Engineers, Kyoto, (1998), 405.
- 8) H.Asada, A.Kitamura, S.Nishino and M.Konishi: *ISIJ Int.*, **43** (2003), 358.
- 9) T.Watanabe, A.Kitamura, H.Narazaki, Y.Takahashi and H.Hasagawa: *ISIJ Int.*, **40** (2000), 771.
- 10) A.Murakami, M.Nakayama, A.Kitamura, Y.Abiko, M.Sawada and H.Fujii: *ISIJ Int.*, **42** (2002), 624.
- 11) M.Ohshima and M.Ogawa: *Systems, Control and Information*, **46** (2002), 286.
- 12) K.Asano and K.Tsuda: *Systems, Control and Information*, **46** (2002), 110.
- 13) J.Imura, A.Kojima, S.Masuda, K.Tsuda and K.Asano: *Tetsu-to-Hagané*, **90** (2004), 925.
- 14) K.Uozaki and T.Hatanaka: *J. Soc. Instrum. Control Eng.*, **39** (2000), 352.
- 15) Y.Kobayashi, M.Oki and T.Okita: *Trans. Inst. Electr. Eng. Jpn.*, **120-C** (2000), 871.
- 16) R.Sutton and A.Barto 著，三上貞芳，源川雅章訳：強化学習，森北出版，東京，(2000)。
- 17) K.Hanada, K.Kushida, A.Kitamura, S.Nisino and M.Nakayama: *Proc. 48th Annual Conf. of the Institute of Systems, Control and Information Engineers*, (2004), 457.