

# Just-In-Time モデリングを用いた厚板の幅制御

## Width Control System Utilizing Just-In-Time Modeling in Plate Rolling

茂森 弘靖 SHIGEMORI Hiroyasu JFE スチール 西日本製鉄所(倉敷地区) 制御部制御技術室 主任部員(課長)  
平田 直人 HIRATA Naoto JFE スチール 西日本製鉄所(倉敷地区) 厚板・鋳鍛部厚板工場長  
南部 康司 NANBU Kouji JFE スチール 西日本製鉄所(倉敷地区) 制御部制御技術室

### 要旨

Just-In-Time モデルの一種である局所回帰モデルを幅予測に用いた厚板圧延セットアップシステムを開発した。局所回帰モデルを用いることにより、複雑・非線形で特性が経時変化する厚板圧延の幅変動現象を高い精度で予測することが可能になった。また、モデルを必要に応じて構築することにより、あらかじめ与えるモデルパラメータの数を格段に減らすことができ、さまざまな寸法・材質に対して予測モデルを維持することが容易になった。実機データにより、従来と比較して幅制御精度が改善されることを検証した。本システムは JFE スチール 西日本製鉄所の厚板工場に適用され、製品品質の向上に寄与している。

### Abstract:

A new set-up system in plate rolling has been developed to predict plate width utilizing locally weighted regression, a kind of so-called Just-In-Time methods. Complex, non-linear and time-variable behavior of width deviation have been successfully predicted by the locally weighted regression model with high accuracy. The number of model parameters is remarkably reduced by creating new models automatically when it is required. It contributed to the reduction of maintenance workload on the prediction model. The effectiveness of this method has been proved by applying it to actual plant data. The effectiveness of this method has been proved by creating new models automatically when it is required. This model has been used for the rolling set-up system in plate mills at West Japan Works. Since the model has become more accurate than the conventional model, the quality of products has been improved.

### 1. はじめに

厚板は、造船用、建築・橋梁用、ボイラー・圧力容器用、産業機械用などの幅広い用途に用いられている鉄鋼製品である。厚板の製品品質の指標としては、強度・伸び・靱性などの材質や寸法、形状、外観などがある。この中で、製品寸法を精度良く制御することは、品質に対する厳格な顧客要求への対応のために重要である。

厚板の圧延プロセスは、製鋼プロセスで作られた半製品のスラブを、製品として所定の形に作り込むプロセスである。厚板圧延は、成型圧延、幅出し圧延、仕上げ圧延の3つの過程に分けて圧延機で製品が作り込まれる。まず、第1段階の成型圧延において、スラブの表面手入れの影響を除去し、所定のスラブ厚に整える。次に、第2段階の幅出し圧延において、スラブを平面内で90°転回し、圧延機でリバース圧延し、幅方向の寸法を製品幅に近づける。次に、第3段階の仕上げ圧延において、再び材料を90°転回し、

さらに圧延機でリバース圧延し、長さ方向に所定の厚みまで圧延される。

幅の作り込みのためのセットアップ計算は、次のように行われる。まず、第2段階の幅出し圧延における目標寸法を決定する。この目標寸法決定にあたって注意しなければならないのが、第3段階の仕上げ圧延における幅変動である。円筒形状の上下ロールの間を、ロールを回転しながら材料を通過させ材料の厚みを減少させる金属加工においては、ロール幅方向にはほとんど寸法が変化しないが、実際には若干変動する。セットアップ計算において、この幅変動量を予測するモデルが必要である。製品幅、スラブ寸法から、幅変動量予測モデルと体積保存則から第2段階の幅出し圧延後の目標寸法(厚、幅)を求める。そして、ゲージメータ式によって、ロール隙の設定値が計算され、圧延機のロール位置が設定される<sup>1)</sup>。

このプロセスでは、顧客の多様なニーズに対応するため、さまざまな寸法・材質の製品を一つの圧延機で作り込んでいる。そのため、一つ一つの製品の圧延過程で起こる現象

を予測し、それに合わせて圧延機の実行を行う必要がある。

幅変動モデルとして、従来、圧延実績データを解析して作成した簡易的な回帰式を用いている<sup>1,2)</sup>。しかし、その変動量はスラブ寸法、製品寸法などにより異なり、その現象は複雑・非線形であるので、一種類のモデルパラメータで表現することは困難である。このような場合には、モデルの精度を確保するために、複数の区分に分割してモデルパラメータを持つことが一般的に行われている。従来、幅予測についても、モデルの精度を維持するため、スラブおよび素材の寸法、材質などにより区分されたテーブルを作成し、変動量を補正していた。

圧延プロセスでは、寸法の予測モデル構築のためだけではなく、操業状況の解析、さまざまな品質管理・改善のため、大量の製造実績データをデータベースに蓄積している。従来からこのデータベースを用いて、上記幅予測モデルの補正テーブルの値を決めていた。しかし、時間が経つにつれ、製造技術向上、設備特性変化、および製品品種の多様化などの環境変化により、従来のデータをもとにフィッティングしたモデルでは対象をうまく表現できず、予測精度の劣化が起こってくる。そこで、経時的な変化に対応するため、一定期間ごとに新たなデータをもとに、補正テーブルの値の調整やテーブル区分の見直しなどを行うことにより、予測モデルを調整する必要がある。このモデルメンテナンスは、人の手によって大量の履歴データからの統計的処理を行い補正するといった方法で行われていて、その作業の負荷が高く、精度の維持が困難という問題があった。

そこで、本稿ではこの問題を解決するため、Just-In-Time モデリング<sup>3)</sup>と呼ばれる方法を用いた厚板の幅制御のセットアップシステムを構築したので紹介する。この方法はデータベースに蓄積された大量の実績データから予測の必要が生じるごとに局所的な予測モデルを作成する方法である。Just-In-Time モデリングは、鉄鋼プロセス制御だけでなく、さまざまな分野で応用研究がなされている。

本稿で用いた手法は、局所回帰 (locally weighted regression)<sup>4,5)</sup> と呼ばれる方法である。Fig. 1 に局所回帰の概要を示す。文献 3), 5) では、 $K$  近傍法、すなわち、要求

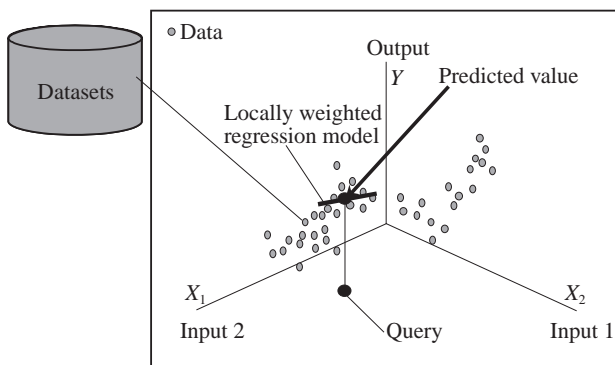


Fig. 1 Configuration of the locally weighted regression model

点近傍の  $K$  個のデータをデータベースから抽出して、その  $K$  個のデータをもとに予測モデルを構築する方法が用いられているが、本稿では、文献 4) と同様、データベースに格納されているすべてのデータをもとに予測モデルを構築する方法を用いている。距離関数としては、正規化ユークリッドノルムを用いることが一般的であるが、本稿では、大域的な線形重回帰モデルの偏回帰係数の絶対値を重みとする 1 次ノルムを用いる方法を紹介する。

## 2. 圧延セットアップシステム

### 2.1 従来のセットアップシステム

Fig. 2 に従来のセットアップシステムの概要を示す。

プロセス計算機のセットアップ機能において、幅予測モデルをもとに、目標の製品幅を得るためのロール隙を計算し、設定する。幅予測モデルは、物理モデルおよび幅変動補正項から構成される。幅予測モデルはさまざまなスラブ寸法、製品寸法に対して精度良く予測できるように、スラブ寸法、製品寸法ごとに区分された多数のパラメータテーブルを持っている。予測モデルの精度を維持するために、製鉄所のスタッフは統計解析を行い、それらのパラメータテーブルを修正入力する作業を実施している。その作業の負荷が非常に高く、頻繁に行うことができないため、モデルの精度、ひいては寸法制御精度を維持することが困難になっている。

幅モデルとして使われている物理モデルについて説明する。Fig. 3 に幅の作り込みにおける入側と出側の寸法の定義を示す。

物理モデルは、体積一定則をもとに作成されている。こ

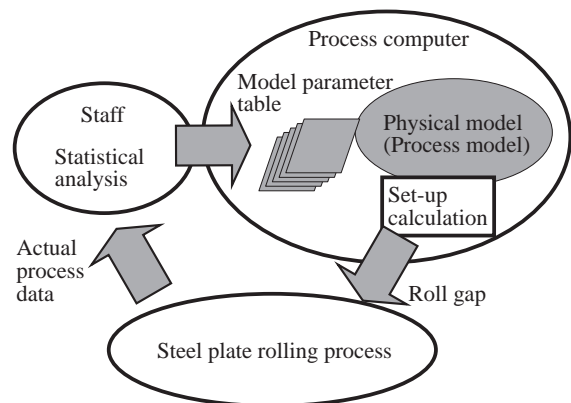


Fig. 2 Configuration of the conventional system

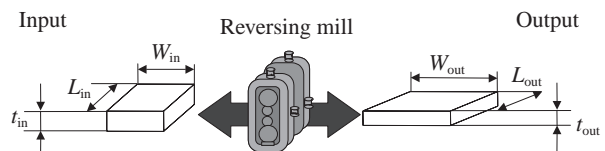


Fig. 3 Rolling process

ここでは、2次元圧延理論をもとにロール幅方向の材料の移動はないと仮定している。すると、体積一定則は次の式で表現できる。

$$t_{out} \times W_{out} = t_{in} \times W_{in}, (L_{out} \cong L_{in}) \dots\dots\dots (1)$$

ここで、

- $t_{in}$  : スラブ厚
- $W_{in}$  : スラブ幅
- $L_{in}$  : スラブ長
- $t_{out}$  : 材料厚 (幅出し圧延終了後)
- $W_{out}$  : 材料幅 (製品幅)
- $L_{out}$  : 材料長 (幅出し圧延終了後)

である。この式を製品幅について解き、体積一定則で表現できない幅変動の部分を合わせることができるよう、調整パラメータを加えた次式を幅予測式として用いている。

$$W_{out} = \frac{t_{in} \times W_{in} + \rho_1}{t_{out}} + \rho_2 \dots\dots\dots (2)$$

ここで、

- $\rho_1, \rho_2$  : 調整パラメータ

である。これらの調整パラメータは、複雑・非線形な現象に対してモデルを合わせ込むことができるように、細分化した区分ごとに持っている。

次に、セットアップ計算について説明する。セットアップ計算においては、(2)式の幅予測モデルをもとに、目標の材料幅 (製品幅) となる厚幅の作り込み過程終了後の材料厚を計算する。すなわち、幅予測モデルの逆モデルを用いたフィードフォワード制御である。(2)式を  $t_{out}$  について解いた次式をもとに計算する。

$$t_{out}^s = \frac{t'_{in} \times W'_{in} + \rho_1}{W_{out}^{ref} - \rho_2} \dots\dots\dots (3)$$

ここで、

- $t'_{in}$  : スラブ厚実績値
- $W'_{in}$  : スラブ幅実績値
- $t_{out}^s$  : 材料厚の設定値 (幅の作り込み過程終了後)
- $W_{out}^{ref}$  : 材料幅 (製品幅) の目標値

である。そして、ロールのたわみ、ロール磨耗、ロール熱膨張、圧延機の変形などをモデル化したゲージメータモデルを用いて、計算した  $t_{out}^s$  になるためのロール隙を計算し、圧延機の設定をしている。

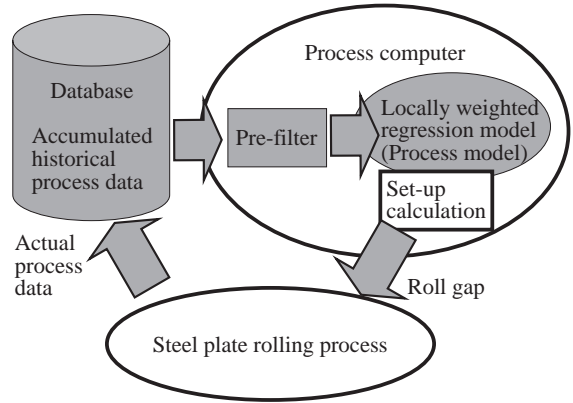


Fig. 4 Configuration of the newly developed system

## 2.2 新しく開発したセットアップシステム

Fig. 4 に新しく開発したセットアップシステムの概要を示す。

セットアップ計算は、複数の説明変数をもつ局所回帰モデルをもとに行う。モデルパラメータの同定は、圧延実績を自動的に蓄積したデータベースの中のデータをもとに行われる。局所回帰モデルを同定する前にデータベースの中の異常データを除去する前処理が行われる。幅予測モデルのパラメータ計算が自動的に行われることにより、スタッフはパラメータテーブルのメンテナンスをする必要がなくなる。ここで使われている局所回帰モデルの目的変数および説明変数については、3章で、モデル式およびモデルパラメータの同定方法は4章で説明する。

## 3. データセット

幅予測モデルのためのデータセットは、圧延機の圧延実績を蓄積したデータベースに格納されている。データベースに格納されているすべての観測データを用いて予測モデルを作成する。

目的変数は圧延後の製品幅である。説明変数は目的変数と物理的な因果関係のあるものを選択している。それらは、スラブの寸法、圧延温度、製品および圧延中の厚みなどの数個である。

観測データ数は約 10 000 である。各説明変数の間に線形従属関係 (多重共線性) があると、次章で述べる局所回帰モデルのパラメータ同定の計算において、解が不安定になり、モデルの精度が悪くなってしまう。多重共線性の問題が発生しないように、説明変数を選択するとともに、観測データ数を十分大きくする必要がある。

## 4. 局所回帰モデル

新しく開発したセットアップシステムで用いている厚板

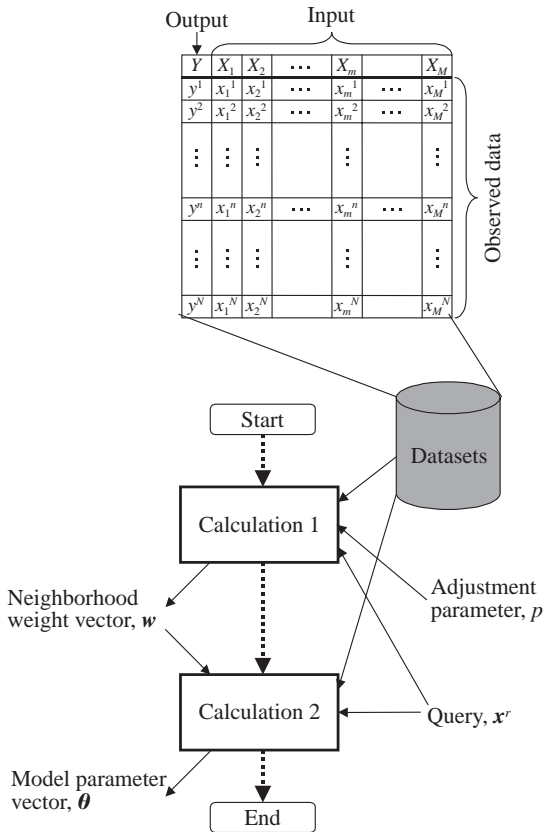


Fig. 5 Calculation flow of the locally weighted regression model

の幅予測モデルの作成方法について説明する。Fig. 5 に計算フローの概要を示す。

目的変数と説明変数がすでに定義され、それらの観測データがすでに与えられているものとする。目的変数は次のように表現される。

$$y^n, n = 1, 2, \dots, N \dots\dots\dots (3)$$

説明変数は次のように表現される。

$$x_m^n, m = 1, 2, \dots, M, n = 1, 2, \dots, N \dots\dots\dots (4)$$

ここで、 $M$  は説明変数の数で、 $N$  は観測データの数である。また、要求点を次のように表現する。

$$x^r \equiv [x_1^r, x_2^r, \dots, x_M^r]^T \dots\dots\dots (5)$$

ここで、 $T$  は行列の転置を表す。そして、観測データをもとに単純な線形重回帰モデルのパラメータを推定する。その線形重回帰モデルは次式のように定義される。

$$Y = b + a_1X_1 + a_2X_2 + \dots + a_MX_M \dots\dots\dots (6)$$

線形重回帰モデルの偏回帰係数を次式のように表現するこ

とにする。

$$a \equiv [a_1, a_2, \dots, a_M]^T \dots\dots\dots (7)$$

これは以降に述べる距離の定義に用いられる。

距離  $L$  は、説明変数空間における要求点からある点  $x \equiv [x_1, x_2, \dots, x_M]^T$  までの距離で、次のように定義される。

$$L(x, x^r, a) \equiv \sum_{m=1}^M |a_m| \cdot |x_m - x_m^r| \dots\dots\dots (8)$$

偏回帰係数は、目的変数の変化量に対する各説明変数の変化量の寄与度と考えることができる。その寄与度を重みとする距離である。

次に、 $N$  個の観測データそれぞれについて、要求点からの距離を求める。 $n$  番目 ( $n = 1, 2, \dots, N$ ) の観測データの要求点からの距離は、次の式から求めることができる。

$$L^n \equiv L(x^n, x^r, a) \dots\dots\dots (9)$$

ここで、 $x^n$  は  $n$  番目の観測データの説明変数の値で、

$$x^n \equiv [x_1^n, x_2^n, \dots, x_M^n]^T \dots\dots\dots (10)$$

と表現する。また、1 から  $N$  番目の観測データの要求点からの距離をまとめて次のように表現することにする。

$$l \equiv [L^1, L^2, \dots, L^N]^T \dots\dots\dots (11)$$

次に、要求点からの近さを表す類似度  $W$  を下記のように定義する。

$$W(L, p, l) \equiv e^{-\frac{L}{p \cdot \sigma(l)}} \dots\dots\dots (12)$$

ここで、 $\sigma(l)$  は、 $l$  の標準偏差を表し、 $p$  は調整パラメータである。

次に、 $N$  個の観測データそれぞれについて、要求点からの類似度を求める。 $n$  番目 ( $n = 1, 2, \dots, N$ ) の観測データの要求点からの類似度は、次式から求めることができる。

$$W^n \equiv W(L^n, p, l) \dots\dots\dots (13)$$

また、1~ $N$  番目の観測データの要求点からの類似度をまとめて次のように表現することにする。

$$w \equiv [W^1, W^2, \dots, W^N]^T \dots\dots\dots (14)$$

そして、与えられた  $N$  個の観測データとそれぞれの類似

度  $w$  を用いて、局所回帰モデルを作成する。その局所回帰モデルの構造は (6) 式と同じである。

モデルパラメータベクトル  $\theta$  は次式のように表現される。

$$\theta = [b, a_1, a_2, \dots, a_M]^T \dots\dots\dots (15)$$

モデルパラメータベクトル  $\theta$  は、次式で表されるモデル化誤差

$$e = y - \Omega\theta \dots\dots\dots (16)$$

の重み付き 2 乗和を評価関数とし、その評価関数を最小化するように計算して求める。評価関数  $J$  は次式で表現される。

$$J = e^T \Lambda e = [y - \Omega\theta]^T \Lambda [y - \Omega\theta] \dots\dots\dots (17)$$

ここで、

$$y = [y^1, y^2, \dots, y^N]^T \dots\dots\dots (18)$$

$$\Lambda = \begin{bmatrix} W^1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & W^2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & W^N \end{bmatrix} \dots\dots\dots (19)$$

$$\Omega = \begin{bmatrix} 1 & x_1^1 & x_2^1 & \dots & x_M^1 \\ 1 & x_1^2 & x_2^2 & \dots & x_M^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_1^N & x_2^N & \dots & x_M^N \end{bmatrix} \dots\dots\dots (20)$$

である。

評価関数  $J$  が最小となるための必要条件は、

$$\frac{\partial J}{\partial \theta} = 0 \dots\dots\dots (22)$$

である。(17) 式から、

$$\frac{\partial J}{\partial \theta} = -2\Omega^T \Lambda [y - \Omega\theta] \dots\dots\dots (23)$$

が得られる。(22) 式と (23) 式から評価関数  $J$  が最小となるためのモデルパラメータベクトル  $\theta$  が満たすべき必要条件

$$\Omega^T \Lambda \Omega \theta = \Omega^T \Lambda y \dots\dots\dots (24)$$

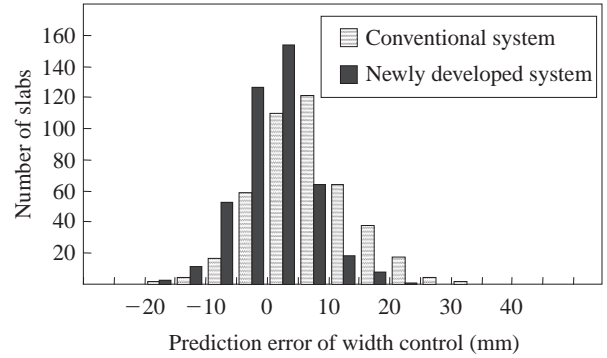


Fig. 6 Histogram of the prediction errors

Table 1 Mean and standard deviation of prediction errors (mm)

	Conventional system	Newly developed system
Mean	7.0	0.8
Standard deviation	7.8	6.2

が得られる。 $[\Omega^T \Lambda \Omega]^{-1}$  が存在すれば、(24) 式は、

$$\theta = [\Omega^T \Lambda \Omega]^{-1} \Omega^T y \dots\dots\dots (25)$$

となる<sup>9)</sup>。(25) 式から局所回帰モデルのパラメータベクトル  $\theta$  を計算する。

### 5. 新システムの適用結果

上述の局所回帰モデルを用いた新しく開発したセットアップシステムは、実機に適用されている。この方法の適用により、スタッフが行っていたモデルパラメータのメンテナンス作業が自動化され、最適なモデルパラメータをリアルタイムに計算できるようになった。また、幅制御誤差は従来のシステムに比べて、約 20% 低減できた。Fig. 6 に従来システムと新しく開発したシステムの幅制御誤差のヒストグラムを示す。また、Table 1 にそれぞれの幅制御誤差平均と標準偏差を示す。ここで、幅制御誤差とは、幅の予測値から実績値を引いたものである。

### 6. おわりに

本稿では、厚板の幅制御を例に、西日本製鉄所で実施している局所回帰モデルを用いた圧延セットアップシステムを紹介した。スタッフが行っていたモデルパラメータのメンテナンス作業を自動化し、要求に応じて、その要求に対して最も適切なモデルパラメータを、必要なときに計算できるようなシステムを構築した。このシステムは、製品品質の向上に大きく寄与している。

本稿は、(社)日本鉄鋼協会第135回制御技術部会(2006年6月)資料をもとに、加筆、修正している。

6) 相良節夫, 秋月影雄, 中溝高好, 片山徹. システム同定. 計測自動制御学会, 第4章, 1981, p. 75-114.

参考文献

- 1) 諸岡泰男, 谷藤真也. 板圧延の理論と実際. 日本鉄鋼協会, 第11章, 1984, p. 283-294.
- 2) 柳沢忠昭, 三芳純, 坪田一哉, 菊川裕幸, 池谷尚弘, 磯山茂, 旭一郎, 馬場和史. 厚板圧延における新平面形状制御方法(MAS圧延法). 川崎製鉄技報. vol. 11, no. 2, 1979, p.168-181.
- 3) Zheng, Q.; Kimura, H. Just-in-time modeling for function prediction and its applications. Asian Journal of Control. vol. 3, 2001, p. 35-44.
- 4) Cleveland, W. S.; Delvin, S. J. Locally weighted regression. An Approach to Regression Analysis by Local Fitting. Journal of the American Statistical Association. vol. 83, 1988, p. 403.
- 5) Zheng, Q.; Kimura, H. Locally weighted regression based on k bipartite neighbors. 42nd Japan Joint Automatic Control Conference. Tokyo, 1999, p. 143-144.



茂森 弘靖



平田 直人



南部 康司