パラメータ推定による圧延機の電気油圧サーボ系動特性の オンライン診断技術*

北村 章**・中山 万希志**・小西 正躬**・藪本 淳***

On-line Diagnosis Technique for Electro-Hydraulic Servo Dynamics of Rolling Mills Based on Parameter Estimation*

Akira KITAMURA**, Makishi NAKAYAMA**,
Masami KONISHI** and Jun YABUMOTO***

This paper deals with a condition diagnosis technique to maintain a dynamic performance of electro-hydraulic servo system and to assure thickness accuracy.

The diagnosis technique has following two features. One is to estimate the parameters of servo dynamics during rolling without specified input signals for testing. The other is to diagnose the degradation trend of the servo system and carry out the predictive maintenance based on the on-line monitoring of the estimated parameters, such as the resonant frequency and the damping coefficient.

For the plate rolling, the servo signals at biting condition are used, because these signals have high frequency components enough for the estimation. The parameters are estimated such that the frequency characteristics of the model is optimally matched to the actual data. On the other hand, servo data at steady state rolling is used for the strip rolling. The parameters are calculated recursively by the least square estimation.

These methods have been successfully applied to the actual rolling and the thickness variation caused by the servo degradation can be reduced by servo gain adjustment according to the estimated parameters.

1. はじめに

板圧延では高応答性を有した油圧圧下 AGC (自動板厚制御: Automatic Gauge Control) による板厚制御が一般的になり, 板厚精度の向上が図られてきた。それとともなって油圧設備の診断技術の確立が重要なテーマとなっており, 各種の技術^{1,2}が提案されている。なかでも, AGC による制御精度の高位安定化のためには, 電気油圧サーボ系 (以下では油圧サーボ系) の動特性を的確にとらえ, その劣化を診断することによって適切なメンテナンス時期の把握と対応が必要である。

ところで, 従来法としては, 診断時に圧延を中断してステップ信号や正弦波などの検査信号を油圧サーボ系に目標値として印加し, 過渡応答特性や周波数応答特性の特徴から動特性を実験的に知る方法^{3,4}が知られている。しかし, この方法は圧延の中断による生産性の低下を招くのみでなく, 診断時のみの動特性把握であることからの確かなメンテナンス時期を見逃し, 板厚精度を低下させる危険性があった。

そこで, 筆者らは, 圧延を中断することなく, かつ特別の信号を印加せずにオンラインで油圧サーボ系の動特性を監視し, 劣化を予知するとともに調整タイミングを決定するシステムを開発した。本研究では, 圧延の特徴に合わせた方法として, 厚板圧延ではスラブ噛み込み時の AGC 信号を利用し, 周波数領域においてパラメータをフィッティングさせる推定方法を考案した。また, 薄板圧延では定常圧延時の AGC 信号を用いた, 逐次形パラメータ推定による動特性推定方法を提案している。

本稿では, これらの動特性推定方法の詳細と実機適用

* 原稿受付 1990. 7. 25.

** ㈱ 神戸製鋼所 電子技術研究所 Electronics Research Laboratory, Kobe Steel Ltd.; 5-5, Takatsukadaai, 1-chome, Nishiku, Kobe 651-22, JAPAN.

*** ㈱ 神戸製鋼所 加古川製鉄所 Kakogawa Works, Kobe Steel, Ltd.; 1, Kanazawa-cho, Kakogawa 675-01, JAPAN.

Key Words : electro-hydraulic servo system, dynamic characteristics, rolling mills, on-line diagnosis, parameter estimation.

Fig. 1 Schematic diagram of electro-hydraulic system and on-line diagnosis system for rolling mill

結果, およびその考察結果について報告する。

2. 油圧サーボ系の動特性推定技術

圧延機油圧サーボ系と動特性推定技術に基づく油圧サーボ系のオンライン診断システム, および AGC の構成図を Fig. 1 に示す。なお, 本研究では AGC として最も一般的なゲージメータ AGC⁵ を取り上げ, 考察している。

本技術の開発目的を以下に示す。

- ① 板厚外乱となる特定の信号を印加せずに, 圧延中にオンラインで動特性を推定する。
- ② 動特性をあらわすパラメータを定量的に推定することによって油圧サーボ系を診断し, その調整時期や劣化の程度を予測する。

そこで, 厚板圧延と薄板圧延のそれぞれの特性に合わせて, 以下のような推定技術を開発した。

- (1) 厚板圧延では, スラブ噛み込み時の油圧サーボ系の入出力信号 (AGC 信号とスプール位置信号) を利用して, 周波数領域で動特性を推定する。
- (2) 薄板圧延では, 定常圧延時の油圧サーボ系の入出力データに対して時間領域で動特性を逐次的に推定し, 劣化をオンライン診断する。

2.1 油圧サーボ系の動特性解析

Fig. 1 に示すように, 油圧サーボ系はサーボ弁に代

表される油圧系と弁の開度を電氣的に制御する部分からなる。

サーボ弁の動特性を一次遅れ系で近似し, ブロック線図で表現したものを Fig. 2 に示す。本図より, 油圧サーボ系の設定値を入力としてスプール位置を出力とする伝達関数を求めると次式となる。

$$G_S(s) = \frac{q/T_h}{s^2 + s/T_h + q/T_h} \quad (1)$$

ただし, q はサーボアンプのゲインやサーボ弁の流量ゲインを総括したゲイン, T_h はサーボ弁の時定数を示す。

Fig. 2 Block diagram of electro-hydraulic servo system

さらに, 本式は 2 次振動系に整理でき, 次式となる。

$$G_S(s) = \frac{\omega^2}{s^2 + 2\eta\omega_n s + \omega_n^2} \quad (2)$$

ただし,

$$\omega_n = \sqrt{q/T_h} \quad (3)$$

$$\eta = \frac{1}{2\sqrt{q}T_h} \quad (4)$$

ここで、 ω_n はサーボ系の共振周波数、 η は減衰係数を示す。

これらの式から ω_n, η は、サーボアンプゲインを調節することによって調整できることがわかる。

2次遅れ系では η は振動と減衰の状態を表すパラメータであり、油圧サーボ系の、いわゆるハンチングに大きく影響する。一方、 ω_n は共振点の周波数であり、入力に応答する周波数帯を規定するパラメータである。

Fig. 1 の油圧サーボ系において、圧延中の正常時とハンチング時のスプール位置データとオフラインテスト法による周波数解析結果を Fig. 3 に示す。ここで、オフラインテスト法とは、圧延停止時にサーボ弁と圧下シリンダ間のバルブを閉じた後、試験信号として周波数を連続的に変化させた正弦波 (0~500 Hz) を入力し、この信号とスプール位置信号から周波数特性を得る方法である。ハンチング時には共振周波数でゲインが増加し、不足減衰 (η が小さすぎる) となっている。油圧サーボ系の動特性は ω_n, η によって規定されることから、系の動特性を知ることは、これらパラメータの値を推定することに帰着する。

ところで、油圧サーボ系の動特性の変化の原因については、油の汚れやスプールの摩耗などの経時的変化、あるいはノズルの詰まり、サーボアンプの故障などが考えられる。このモデルによれば、見掛け上、機械的には

T_h や流量ゲインの変化、電氣的にはサーボアンプゲインの変化とみることができる。いずれにしても、 ω_n, η が変化することになる。また、次節で詳述するように、 ω_n, η の変化は板厚制御系の応答性に影響する。そこでなんらかの原因で油圧サーボ系の動特性が変化してハンチング、あるいは系の応答性が劣化した場合にはメンテナンスを行なう必要がある。すなわち、電氣的に補償できる範囲ではサーボアンプゲインを調整し、その範囲を逸脱する場合にはサーボ弁や制御系を交換することとなる。したがって、 ω_n, η を推定し、その推定値に基づいて適切なゲインの調整タイミングを見いだすことが重要である。

2.2 ゲージメータ AGC の動特性解析

ゲージメータ AGC は、次式で求められる板厚偏差 Δh_g を上記の油圧サーボ系へフィードバックするものである。

$$\Delta h_g = \Delta S + k \frac{\Delta P}{M} \quad (5)$$

ここで、 $\Delta S, \Delta P$ は、それぞれ、圧延機のロールギャップ変動と圧延荷重変動を表わす。また、 M はミル定数、 k はミル伸び量 $\Delta P/M$ のフィードバック量を調整するためのチューニング率を示す。

一方、入側板厚変動を ΔH として荷重偏差式を

$$\Delta P = -\frac{MQ}{M+Q} \Delta S + \frac{M \cdot \partial P / \partial H}{M+Q} \Delta H \quad (6)$$

で表わし、ゲージメータ AGC による板厚制御系をブロッ

Fig. 3 Comparison of stable data with hunting one in electro-hydraulic servo system

Fig. 4 Block diagram of gaugemeter AGC

ク線図で表現すると、Fig. 4 となる。ここで、 Q は圧延材の塑性係数を表わす。

Fig. 4 より、入側板厚変動を入力とし、出側板厚変動を出力とする入出力関係を求めると次式となる。

$$\Delta h = \frac{\partial P / \partial H}{M+Q} \left[1 - \frac{kMK\omega_n^2}{s^3 + 2\eta\omega_n s^2 + \omega_n^2 s + K\omega_n^2 \{M+Q(1-k)\}} \right] \Delta H \quad (7)$$

また、伝達関数の特性方程式に安定判別法を適用すると、AGC ゲイン K に関する系の安定条件は、次式となる。

$$K < \frac{\omega_n}{\eta} \cdot \frac{M+Q}{M+Q(1-k)} \quad (8)$$

さらに、筆者らの研究⁵によると、板厚偏差を最小にする最適制御ゲイン K_o は次式となる。

$$K_o = \frac{\omega_n}{4\eta} \cdot \frac{M+Q}{M+Q(1-k)} \quad (9)$$

ただし、

$$\tilde{\eta} = \frac{\sqrt{2}}{2} \quad (10)$$

この解析から、 ω_n, η はゲージメータ AGC の応答性に関する重要なパラメータであることがわかる。このとき、(3)、(4) 式から次式を得る。

$$T_h = \frac{1}{\sqrt{2}\omega_n} \quad (11)$$

本研究では板厚ハンチングを防止し、AGC の応答特性を常に適正な状態に維持することを最終目的とする。そのためには、 η を $\sqrt{2}/2$ になるように調整、管理しておき、適切な η のもとで系の応答特性を知る。すなわち、 ω_n の値を監視することが必要である。

さらに、 ω_n を知れば (11) 式から T_h の値がわかり、サーボ弁の動特性をも定量的に診断できる。

3. 厚板圧延の動特性推定

厚板圧延ではスラブと呼ばれる切り板を圧延することから定常時（一定速度で圧延が行なわれる状態）の圧延時間が短い。したがって、定常確率過程を仮定した最小自乗推定を用いた場合には、十分な精度で推定できるだけのデータ数が得られない。

一方、板厚が厚いことから、スラブ噛み込み時では入側板厚偏差が大きく、ゲージメータ AGC に対してステップ信号が入力された状態に近い。そこで、噛み込み時前後の過渡応答のデータをもとに周波数領域で動特性に関するパラメータ ω_n, η を推定する方法を開発した。以下にその詳細を示す。

まず、パラメータ推定に用いる油圧サーボ系の入力信号の周波数特性について検討を行なった。Fig. 4 の AGC のブロック線図において油圧サーボ系の入力信号（AGC 信号）を Δr とし、入側板厚変動 ΔH と Δr との入出力関係を求めると下式となる。

$$\Delta r = - \frac{k \cdot \partial P / \partial H}{K(M+Q)} \left[1 - \frac{\omega_n^2 \{M+Q(1-k)\}}{s^3 + 2\eta\omega_n s^2 + \omega_n^2 s + K\omega_n^2 \{M+Q(1-k)\}} \right] \Delta H \quad (12)$$

AGC に対しては ΔH がステップ状となる。したがって (12) 式より、 Δr はステップ信号と 3 次遅れ信号の

差となり、比較的高周波成分を含んだ信号となることが予想される。そこで、厚板油圧 AGC 系におけるスラブ噛み込み時の油圧サーボ系の入力をデータ採取して周波数解析を行なった。その結果を Fig. 5 に示す。

Fig. 5 Electro-hydraulic data and its fourier spectrum at biting in plate rolling

Fig. 5 (b) から分かるように、油圧サーボ系の ω_n が 40 Hz 程度であるのに対して入力信号は 70 Hz までの周波成分を含む。したがって、本入力信号は油圧サーボ系の動特性推定に充分な周波数を含む信号であることが確認される。

つぎに、噛み込み時における油圧サーボ系の入出力信号データによる動特性推定アルゴリズムを述べる。

噛み込み時前後の油圧サーボ系の入出力信号を離散的フーリエ変換 (FFT) し、両者の比から伝達関数の周波数特性の絶対値の 2 乗を求め、これを $Y(j\omega_i)$ とする。

ここで、 ω_i は離散化した周波数を表わす。

一方、(1) 式の動特性モデルより下式を得る。

$$G_S(s) = \frac{1}{as^2 + \sqrt{\beta}s + 1} \quad (13)$$

ただし、

$$\alpha = \frac{1}{\omega_n^2} \quad \beta = 4 \left(\frac{\eta}{\omega_n} \right)^2 \quad (14)$$

したがって、次式を得る。

$$|G_S(j\omega_i)|^2 = \frac{1}{(1 - \alpha\omega_i^2)^2 + \beta\omega_i^2} \quad (15)$$

ここで、 $Y(j\omega_i)$ を Y_i 、 $|G_S(j\omega_i)|^2$ を X_i とおいて以下の評価関数を最小にする ω_n, η を求める。

$$J = \sum_{i=1}^m \lambda(i) \left(\frac{Y_i}{X_i} - 1 \right)^2 \quad (16)$$

すなわち、動特性モデルの周波数特性を実データから得られた周波数特性に最適 (J を最小にする意味) にマッチングさせることにより、動特性を表わすパラメータ ω_n, η を推定する。

ただし、(16) 式で $\lambda(i)$ は離散化された各周波数に対する重みを表わし、 m はパラメータ推定に使用する有効周波数帯に対応する。

求める η, ω_n は、以下の式を満たす。

$$\frac{\partial J}{\partial \alpha} = 0, \quad \frac{\partial J}{\partial \beta} = 0 \quad (17)$$

したがって、以下の連立方程式を解くことによって、(16) 式を最小にする α, β を求めることができる。

$$\sum_{i=1}^m \lambda(i) [Y_i \{ (1 - \alpha\omega_i^2)^2 + \beta\omega_i^2 \} - 1] \times Y_i \omega_i^2 (1 - \alpha\omega_i^2) = 0 \quad (18)$$

$$\sum_{i=1}^m \lambda(i) [Y_i \{ (1 - \alpha\omega_i^2)^2 + \beta\omega_i^2 \} - 1] Y_i \omega_i^2 = 0 \quad (19)$$

この α, β を用いると、(14) 式の関係から観測データから得られる周波数特性に最もフィットする ω_n, η を求めることができる。この導出の詳細については、後の付録 1 に示す。

4. 薄板圧延のオンライン動特性推定

熱冷延の薄板圧延では、噛み込み時に発生する油圧サーボ系の入力信号が小さく、噛み込み信号は動特性推定に向きである。一方、薄板圧延ではコイル材の圧延であることから圧延時間が長く、したがって定常圧延の時間が長い。また、時系列データとしてみると定常確率過程に比較的近いといえる。そこで、統計的手法による動特性推定手法が有効と考えられる。

本稿で提案する方法は、油圧サーボ系の入出力信号としてゲージメータ AGC の制御信号とスプール位置信号を考え、逐次形の最小自乗推定手法⁶を用いて、動特性パラメータ ω_n, η を推定するものである。

以下に薄板圧延の動特性推定アルゴリズムを述べる。

(2) 式で得られる油圧サーボ系の伝達関数の入力 (AGC 信号) を u_t 、出力を y_t (スプール位置) として、離散化 (差分) すると次式となる。

$$\begin{aligned} y_t = & \frac{2 + 2\eta\omega_n\Delta t}{1 + 2\eta\omega_n\Delta t + \omega_n^2\Delta t^2} y_{t-1} \\ & + \frac{-1}{1 + 2\eta\omega_n\Delta t + \omega_n^2\Delta t^2} y_{t-2} \\ & + \frac{\omega_n^2\Delta t^2}{1 + 2\eta\omega_n\Delta t + \omega_n^2\Delta t^2} u_t \end{aligned} \quad (20)$$

ただし、添え字 t は、サンプリング時刻、 Δt はサンプリング時間を表わす。また、 y_t は $y(t)$ を示し、 $t-i$ は $t-i \cdot \Delta t$ を意味する。

ここで、(20) 式の係数を

$$\begin{aligned} d_1 &= \frac{2+2\eta\omega_n\Delta t}{1+2\eta\omega_n\Delta t+\omega_n^2\Delta t^2} \\ d_2 &= \frac{-1}{1+2\eta\omega_n\Delta t+\omega_n^2\Delta t^2} \\ e_0 &= \frac{\omega_n^2\Delta t^2}{1+2\eta\omega_n\Delta t+\omega_n^2\Delta t^2} \end{aligned} \quad (21)$$

で定義すると、下式となる。

$$y_t = \sum_{i=1}^2 d_i y_{t-i} + e_0 u_t \quad (22)$$

この結果、本式は出力 y の過去の値と入力 u_t の現在の値から出力の現在の値 y_t を推定する線形フィルタとなることから、入出力データから最小自乗推定によって未知パラメータ d_i を推定することができる。 d_i の推定については、逐次型の推定手法を用いることによってその値を時々刻々計算するアルゴリズムを用いた。本アルゴリズムについては、付録2に示す。

ここで、推定されたパラメータを d_i とすると、(21) 式の関係、および $\eta > 0$ から次式によって ω_n, η を求めることができる。

$$\omega_n = \frac{1}{\Delta t} \sqrt{\frac{\hat{d}_1 + \hat{d}_2 - 1}{\hat{d}_2}} \quad (23)$$

$$\eta = \frac{\hat{d}_1 + 2\hat{d}_2}{2\sqrt{\hat{d}_2(\hat{d}_1 + \hat{d}_2 - 1)}} \quad (24)$$

5. 実機適用結果

以上に述べた動特性推定技術を基に、パソコンを用いた油圧サーボ系の診断システムを構築した。本システムでは、推定アルゴリズムとして本稿で述べた周波数領域でマッチングさせる方法と時間領域でオンライン推定する二つの方法を実現している。

まず、厚板仕上げミルにおいて実機化した油圧サーボ系動特性診断システムの適用結果について述べる。

動特性推定フローを Fig. 6 に示す。このシステムではスラブの噛み込みを自動的にとらえ、噛み込み時の AGC 信号とスプール位置データを各スラブごとに一定時間記憶する。つぎに、3. および付録1に示した方法で ω_n, η を最適推定して表示する。また、3. の解析結果から入力周波数が 70 Hz であるので、モデルの有効周波数帯 (m に対応する) を 60 Hz としている。また、

重み係数 $\lambda(i)$ は、50 Hz までは 1.0 とし、50~60 Hz ではノイズとモデル誤差の影響を軽減するために 0.6 としている。

Fig. 6 Flow chart of on-line diagnosis of electro-hydraulic servo dynamics for plate rolling mill

Fig. 7 では、厚板仕上げミルにおけるフィールドテストの結果を時系列（各圧延材の推定値を 12 時間ごとに平均して得られた結果）で示す。本図では、 η の推定値の推移を示している。テストの経過と考察を以下に示す。

Fig. 7 Estimated results of damping coefficient by on-line diagnosis system for plate rolling mill

- (1) テスト開始から ㉔ までの期間では動特性が変化し、 η が増加傾向にあって過減衰気味（応答が遅くなる）であると推定された。図中の * 印の時点において、オンライン推定モデルによる周波数特性とオフラインテスト法による周波数特性とを比較した結果を Fig. 8 に示す。モデル化の誤差やノイズに起因して高周波域で差異が生じているが、60 Hz までの周波数域では本モデルで推定が可能であることがわかる。

Fig. 8 Comparison of model matching result with actual frequency characteristics of electro-hydraulic servo system

- (2) ㉔ の時点でサーボアンプゲインを調整（大きく）して η を減少させた。ここでは、効果を明確にするために不足減衰気味にした。この結果、 η の推定値が調整に対応して小さくなるとともに、㉕ の時点で板厚ハンチングを確認した。㉕ における板厚変動を Fig. 9 に示す。

Fig. 9 Thickness hunting in the case of gain increasing of servo amplifier (at ㉕)

- (3) つぎに、不足減衰を解消するためにサーボアンプゲインを小さくする操作を行なった。その結果、 η の推定値はそれに対応して増加していくことを確認した。また、㉖ の時点で板厚変動においてもハンチングが解消し、精度が向上した。㉖ における板厚

変動データを Fig. 10 に示す。

Fig. 10 Thickness deviation in the case of proper gain tuning of servo amplifier (at ㉖)

つぎに、薄板圧延における油圧サーボ系診断システムの適用例として、冷延ミルの定常圧延時に逐次パラメータ推定アルゴリズムによって動特性を推定した結果について述べる。Fig. 11 に AGC 信号とパラメータ $\hat{d}_1, \hat{d}_2$ が収束していく過程を示している。ここでは、板厚の異なる場合の比較を目的として、Fig. 11 (b) では 1.8 mm 厚の場合を示し、Fig. 11 (c) では 0.3 mm 厚の場合を示す。結果を以下に述べる。

- (1) η, ω_n ともに安定に収束し、本手法により動特性の推定が可能である。Fig. 11 (b), (c) を比較すると、板厚が厚い方が収束に要する時間が短い。板厚変動の大きい厚物材の圧延時には板厚変動も大きく、そのために AGC の制御信号が薄物材に比べて大きくなる。本動特性推定手法が AGC の制御信号を入力とすることから、入力パワーが大きく、SN 比の大きい厚物材の方がパラメータ推定により適した条件となるためと考えられる。

Fig. 12 では、油圧サーボ系の動特性診断テストの結果を時系列で示している。結果と考察を以下に述べる。

- (2) 本テストでは η の推定値が 0.6~0.8 の範囲にある場合を適正な応答とし、この範囲を逸脱した場合にメンテナンスを行なった。すなわち、㉗ の時点でサーボアンプゲインの調整（ゲインを下げる）を行ない、㉘ ではサーボバルブの取り替え交換を行なった。これらの時点では ω_n, η の改善が明確であり、この結果、油圧サーボ系の適正な応答性を確保することができた。

- (3) ω_n と η の関係は (3), (4) 式より、その積が 1/

Fig. 11 Parameter estimation of electro-hydraulic servo dynamics at steady state in cold strip rolling

Fig. 12 Estimated results of resonant frequency and damping coefficient by on-line diagnosis system for cold strip mill

$(2T_h)$ となって T_h が変化しない限り一定になる。一方、4. で述べたように、本システムでは ω_n, η を独立変数としてパラメータ推定を行なっている。それにもかかわらず、Fig. 12 では、 ω_n, η の積がほぼ一定となっている。このことは、(1) 式によって油圧サーボ系の動特性が記述できることを示す。また、積の値が大きく変化しないことから、本テスト中の動特性の変化はサーボ弁の応答特性の変化で

はなく、総括ゲイン q のなんらかによる変化に起因するものと考えられる。

6. 結 言

動特性のオンライン推定に基づく圧延機の油圧サーボ系の診断・劣化予知技術を開発した。本技術の特徴と結果は以下のとおり。

(1) 動特性推定用の特別な入力が必要としない。厚板圧

延では噛み込み時の AGC の信号を入力とし、薄板圧延では定常圧延時の AGC 信号を用いた推定技術である。この結果、圧延の外乱とならずにオンラインで動特性を推定できる。

- (2) 圧延の種類のちがいとその入力信号の性質に着目した推定手法を確立した。厚板圧延の噛み込み時は入力パワーが大きく動特性推定に適するが非定常状態である。そこで、統計的手法を用いず、周波数領域におけるパワースペクトルのマッチング手法を考案した。また、薄板圧延では定常圧延時間が長く、AGC 信号が統計的手法によるパラメータ推定に適した入力信号となることから、時系列モデルによる逐次型最小自乗推定法を用いた。
- (3) 油圧サーボ系の共振周波数 ω_n と減衰係数 η は AGC 系の動特性に関係し、その変化は板厚変動に影響をおよぼす。そこで、圧延材ごとに、連続的に ω_n, η を推定する技術を開発した。また、 ω_n, η の変化の傾向を監視することにより、これらパラメータの調整時期を管理でき、さらには、油圧サーボ系の診断・劣化予知が可能となる。
- (4) 本技術を油圧サーボ系診断システムとして実機化し、適用した。厚板および冷延ミルで適用して ω_n, η を的確に推定できることを確認した。また、本システムの推定結果に基づいて η を調節することによって板厚ハンチングを解消し、板厚制御系の安定性を確保できることがわかった。

参 考 文 献

- 1) 神原：油圧設備診断技術の現場での適用；油圧技術，26 巻，1 号，pp. 24～32 (1987)
- 2) 松居，吉田，佐々木，岩田：鉄鋼業における油圧診断エキスパートシステム；油圧と空気圧，19 巻，3 号，pp. 209～213 (1988)
- 3) 小笠原：設備診断技術ハンドブック，丸善 (1986)
- 4) 浜口，中島，岸本，北村：油圧圧下系への設備診断技術の適用；鉄と鋼，73 巻，10 号，pp. 73～77 (1987)
- 5) 北村，能勢，小西，中山：油圧 AGC の最適制御ゲインの設計；システム制御情報学会論文誌，2 巻，5 号，pp. 147～154 (1989)
- 6) 中溝：不規則データの数学モデルの同定；システムと制御，25 巻，8 号，pp. 475～484 (1981)

付録 1

(19) 式と $\alpha > 0$ より，(18) 式は下式となる。

$$\sum_{i=1}^m \lambda(i) [Y_i \{ (1 - \alpha \omega_i^2) + \beta \omega_i^2 \} - 1] Y_i \omega_i^4 = 0 \quad (\text{付 1 a})$$

(付 1 a)，(19) 式より，下式を得る。

$$a_1 \alpha^2 - 2a_2 \alpha + a_3 + a_4 \beta = 0 \quad (\text{付 1 b})$$

$$b_1 \alpha^2 - 2b_2 \alpha + b_3 + b_4 \beta = 0 \quad (\text{付 1 c})$$

ただし，

$$a_1 = \sum_{i=1}^m \lambda(i) Y_i^2 \omega_i^8, \quad a_2 = \sum_{i=1}^m \lambda(i) Y_i^2 \omega_i^6$$

$$a_3 = \sum_{i=1}^m \lambda(i) Y_i (Y_i - 1) \omega_i^4, \quad a_4 = \sum_{i=1}^m \lambda(i) Y_i^2 \omega_i^6$$

$$b_1 = \sum_{i=1}^m \lambda(i) Y_i^2 \omega_i^6, \quad b_2 = \sum_{i=1}^m \lambda(i) Y_i^2 \omega_i^4$$

$$b_3 = \sum_{i=1}^m \lambda(i) Y_i (Y_i - 1) \omega_i^2, \quad b_4 = \sum_{i=1}^m \lambda(i) Y_i^2 \omega_i^4$$

これらの連立方程式を解くことにより， α, β は下式で求めることができる。

$$\alpha = \frac{a_1 b_4 - a_4 b_2}{a_1 b_4 - a_4 b_1} + \frac{\sqrt{(a_1 b_4 - a_4 b_2)^2 - (a_1 b_4 - a_4 b_1)(a_3 b_4 - a_4 b_3)}}{a_1 b_4 - a_4 b_1} \quad (\text{付 1 d})$$

$$\beta = \frac{a_3 b_1 - a_1 b_3 + 2(a_1 b_2 - a_2 b_1) \alpha}{a_1 b_4 - a_4 b_1} \quad (\text{付 1 e})$$

さらに，(6) 式より，

$$\eta = \frac{\beta}{2\sqrt{\alpha}}, \quad \omega_n = \frac{1}{\sqrt{\alpha}} \quad (\text{付 1 f})$$

を得る。

付録 2

新たなベクトル，

$$\mathbf{z}_t = (y_t \quad y_{t-1} \quad u_t) \quad (\text{付 2 a})$$

$$\mathbf{f}_t = (d_2 \quad d_1 \quad e_0)^T$$

を定義すると，(22) 式は下式となる。

$$\mathbf{y}_{t+1} = \mathbf{z}_t \cdot \mathbf{f}_t \quad (\text{付 2 b})$$

このように，本式は既知ベクトル $\mathbf{z}_t$ と未知ベクトル $\mathbf{f}_t$ の一次結合で記述できる時系列モデルとなる。このモデルでは出力 y_{t+1} が観測される場合，データサンプリングごとに以下の逐次アルゴリズムを演算することで，最小自乗推定によって $\mathbf{f}_t$ が求められる。

$$\hat{\mathbf{f}}_{t+1} = \hat{\mathbf{f}}_t + \mathbf{g}_{t+1} (y_{t+1} - \mathbf{z}_{t+1} \cdot \hat{\mathbf{f}}_t) \quad (\text{付 2 c})$$

$$\mathbf{g}_{t+1} = \frac{\mathbf{B}_t \mathbf{z}_{t+1}^T}{1 + \mathbf{z}_{t+1} \mathbf{B}_t \mathbf{z}_{t+1}^T} \quad (\text{付 2 d})$$

$$\mathbf{B}_{t+1} = (\mathbf{I} - \mathbf{g}_{t+1} \mathbf{z}_{t+1}^T) \mathbf{B}_t \quad (\text{付 2 e})$$

ただし，

$\hat{\mathbf{f}}_t$: $\mathbf{f}_t$ の推定ベクトル

$\mathbf{B}_t$: 誤差共分散行列

$\mathbf{g}_t$: 推定誤差を修正するゲインベクトル

なお、誤差共分散行列 B を逐次計算する際には、Potter の平方根フィルタ^{†, ††} を応用して非負定値性を保証してパラメータの収束性を確保している。

本アルゴリズムによると計算機内に大量のデータメモリを必要とせず、長時間のデータ情報を用いた推定が可能であり、信号パワーが小さく、データ量が多くとれる薄板圧延の定常状態で適した推定方法となる。

† P. Kaminski, A. Bryson & F. Schmidt : Discrete Square Root Filtering : A Survey of Current Techniques ; IEEE Transaction on Automatic Control, Vol. AC-16, pp. 727~736 (1971)

†† 北村, 高橋, 能勢, 小西, 菊地 : 逐次推定法による圧延のロール偏心制御 ; システム制御情報学会論文誌, 2 巻, 9 号, pp. 287~300 (1989)