

# リアルタイムシステム同定法に基づく モデル構築（制御系の異常検知に適した モデル構築手法の提案）<sup>†</sup>

箱田文彦

## Model Construction Based on Real-Time System Identification Method (Proposal of a Model Construction Method for Anomaly Detection of Control Systems)

Fumihiko HAKODA

測定データに基づき制御系設計モデルを構築する手法としてシステム同定法がある。リアルタイムシステム同定法は、システム同定法をハードウェア演算に基づく高速処理で拡張することにより、制御対象の瞬時特性を反映した数値モデルの構築や、実稼働中の制御系のモニタリング、及び異常検知を可能とする手法である。本研究では、システム同定法におけるパラメトリックモデルのうち、最も簡易な ARX モデルを対象にハードウェア設計/実装を行い、パラメーター推定に要する時間を大幅に短縮した。一方、実稼働中システムの特性を推定する場合、必然的に閉ループ条件下でのシステム同定となり、場合によっては装置の駆動指令が一定値となることなどから、推定精度の悪化が問題となる。この問題に対して、入力信号条件を考慮した上で、モデルパラメーターの一部を固定するパラメーター推定手法を考案し、その有効性を実験で検証した。実験結果より、提案手法が推定精度と計算安定性の両立を実現することを確認した。

Real-time system identification is a technique for the monitoring or anomaly detection of control systems, and it enables us to construct numerical models reflecting on the instantaneous properties of control objects by hardware acceleration. In our research, ARX model is selected for the abovementioned purpose and its implementation on field programmable logic devices considerably shortens parameter estimation time. However, in the application of real-time system identification, there arise difficulties derived from closed-loop system identification and the consequent ill-conditions. Real-time system identification is supposed to be used for actual machine operations, therefore, the reference signals for control are sometimes set to constant which are understandably insufficient for system identification. This problem can be addressed by a modified estimation procedure considering input signal conditions and a model with partially fixed parameter values. The effectiveness of the proposed method is investigated by experiments. They show us that both of accuracy and stability in parameter estimation are obtained.

**Key words** システム同定, 信号処理, 入力信号条件, ハードウェア設計, 異常検知  
system identification, signal processing, input signal conditions, hardware design, anomaly detection

### 1 はじめに

近年、制御系設計においてモデルベースの開発方法が取り入れられており、産業用精密機械における制御系設計プロセスも変わりつつある [2]。モデルベース開発を実現する上で必要となるのが、制御対象の特性を高い精度で表現した数値モデルであり、このモデルを構築する方法の一つに、制御対象の入出力データに基づくシステム同定法がある [3], [4]。システム同定法は、予め用意した入力データ

と、その入力によって駆動された装置の出力データをセットにした演算により、制御系設計用の数値モデルを得る手法である。また、上述の産業用機械が多数稼働する工業プラントにおいては、生産性の向上などを目的に装置データが大量に取得されるようになり、得られたデータに基づいて、故障検知、故障予測、生産状況のモニタリングといった解析が行われている [5], [6]。この異常検知機能は、故障回避による事故対応コストの削減、生産性・安全性の向上などの効果をもたらす可能性がある一方で、検知目的に

<sup>†</sup> 本稿は、著者の引用文献 [1] の式展開の記述を簡略化し、実験を中心に結果を再編したものである。

合ったデータをモニタリングできなければ、誤報（誤った故障通知）によって、現場における混乱、サポートリソースの浪費といった生産性悪化の事態にもつながりかねない。Fig. 1 は産業用機械のモニタリングシステムの例で、位置決め偏差やモーター推力をモニターすることで、モーター故障時にはこれらの値の変化から異常検知が可能である。ただし、モーター推力は装置の稼働条件に応じて大きく変化することから、入力条件をログデータとして出力しないデータ解析系では、装置の稼働条件の変化と異常とを区別できない問題がある。

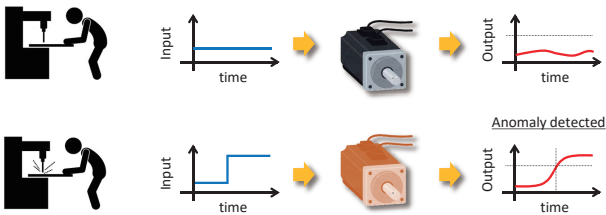


Fig. 1 Data monitoring and analysis in industrial plants.

前述したシステム同定法の適用と工業プラントにおける異常検知の課題に対して、装置の稼働に同期してシステム同定演算を実行可能なリアルタイムシステム同定法の開発を進めている。Fig. 2 はリアルタイムシステム同定法の概略を示したもので、モデル推定を各時刻で行うことにより、装置の稼働状態に応じたモデル更新が可能となる。このリアルタイムシステム同定法によるモデル構築機能を制御系の再設計に用いれば、モデルベース開発を補うことができ、制御系の異常検知に用いれば、入力データと出力データの両方を用いて装置パラメータを推定していることから、目標値や補正值といった装置の稼働条件に依らない異常検知機能が実現する。

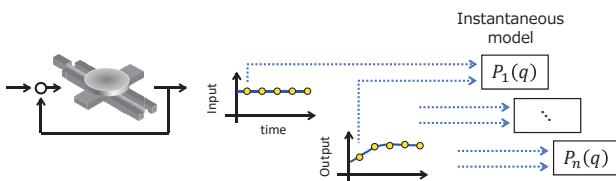


Fig. 2 Real-time system identification.

リアルタイムシステム同定法は上述の利点を有するものの、システム同定法は複雑な演算処理を含み、制御装置上のマイクロプロセッサにそのまま組み込むことは演算負荷上困難である。このため、リアルタイムシステム同定の実現には、システム同定法の演算を高速に実行可能な専用ハードウェアが不可欠と考えられる。本研究では、システム同定法で多用されるパラメトリックモデルの一つであるARXモデルをハードウェア化するとともに、リアルタイム

システム同定の実適用で課題となる閉ループ条件下でのシステム同定、及び入力条件の悪化への対処方法を提案し、その有効性を実験で検証した。

## 2 リアルタイムシステム同定法

### 2.1. ARX モデルについて

ARXモデル (Auto-Regressive eXogenous) は、システム同定法で用いられるパラメトリックモデルの中で最も基本的なモデルであり、計算の容易さから幅広く用いられている [7], [8].

離散化されたシステムの入出力関係を式 (1) によって定義する。ここで、 $k$  はサンプル時刻、 $y(k)$  は出力、 $u(k)$  は入力、 $v(k)$  は外乱またはノイズである。

$$\begin{aligned} y(k) + a_1 y(k-1) + \dots + a_n y(k-n) \\ = b_1 u(k) + b_2 u(k-1) + \dots + b_m u(k-m) + v(k) \end{aligned} \quad (1)$$

$q$  はデジタル信号のシフトオペレーターで、式 (2) で定義する。

$$q^{-1}u(k) = u(k-1) \quad (2)$$

多項式の係数パラメータを式 (3) のようにまとめる。

$$\begin{aligned} A(q) &= 1 + a_1 q^{-1} + \dots + a_n q^{-n} \\ B(q) &= b_1 q^{-1} + \dots + b_m q^{-m} \end{aligned} \quad (3)$$

外乱  $v(k)$  として白色外乱  $w(k)$  を仮定すると、式 (1) は式 (4) に書き改められる。

$$A(q)y(k) = B(q)u(k) + w(k) \quad (4)$$

Fig. 3 は式 (4) をブロック線図で表現したもので、出力側の多項式  $A(q)y(k)$  は自己回帰部分、入力側の多項式  $B(q)u(k)$  は外生入力部分である。このモデルでは、外乱及びノイズが外生入力に直接に加算されず、パラメータはデータに対して線形であり、一括最小二乗法により計算できる。

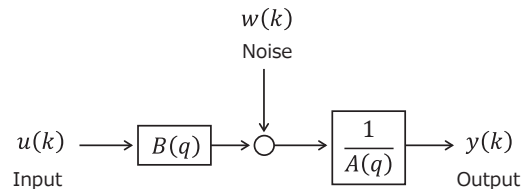


Fig. 3 Block diagram of ARX model.

### 2.2. ARX モデルのハードウェア化

ARXモデルにおいて、パラメータ推定演算の核となる部分は前述の最小二乗法における逆行列演算である。逆行列演算の解法としては、ガウスの消去法及びその一般形であるLU分解が広く利用されているが、ハードウェア化を考えた場合に必ずしも効率的でない。ここでは、ハード

ウェア化に適した QR 分解を用いる。

QR 分解では、式 (5) のように行列  $A$  を直交行列  $Q$  と上三角行列  $R$  の積に分解する。

$$A = QR \quad (5)$$

ここで、直交行列  $Q$  と上三角行列  $R$  は式 (6) 及び式 (7) に示すような行列である。

$$Q = \begin{bmatrix} q_1 & \cdots & q_n \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & & r_{1n} \\ 0 & \ddots & \\ 0 & 0 & r_{nn} \end{bmatrix} \quad (7)$$

直交行列とは列ベクトルの長さが全部 1 で、しかもお互いに直交している行列である。直交行列の条件数は 1 で数値的に常に安定である。直交行列は転置すると逆行列になることから、

$$Q^T Q = I \quad (8)$$

ここで、 $I$  は単位行列である。正規方程式として以下の式 (9) を考える。

$$A\theta = b \quad (9)$$

式 (7) で定義した  $R$  を用いると、 $R$  は上三角行列なので以下の後退代入により解が求まる。

$$QR\theta = b \quad (10)$$

$$Q^T QR\theta = Q^T b \quad (11)$$

$$R\theta = Q^T b \quad (12)$$

QR 分解を計算する方法として、ギブンス回転、ハウスホルダー変換、グラム・シュミット分解があるが、この内でハードウェア化により演算の高速化が可能となるのはギブンス回転を CORDIC アルゴリズムで実行した場合となる。

### 2.3. 入力条件に依存した推定精度の悪化

リアルタイムシステム同定は稼働中の装置を対象とした手法であり、必然的に閉ループ条件下のシステム同定となる。閉ループシステム同定は入力信号の加振条件及び観測ノイズ条件により、モデル推定精度に制約を受けることが知られている [9]。Fig. 4 は外部信号と観測ノイズのある閉ループシステムのブロック線図である。ここで、 $r(k)$  は外部信号、 $F(q)$  は制御器、 $G(q)$  は制御対象の伝達関数、 $e(k)$  は観測ノイズ、 $y(k)$  は観測出力、 $u(k)$  は制御入力である。閉ループシステム同定は  $F(q)$  による制御の下で、入出力データ  $u(k)$  と  $y(k)$  から制御対象  $G(q)$  を推定することである。

伝達関数の推定値  $\hat{G}(e^{j\omega})$  は、式 (13) に示すように入力のスペクトル密度  $\Phi_{uu}(e^{j\omega})$  と入出力のクロススペクトル密

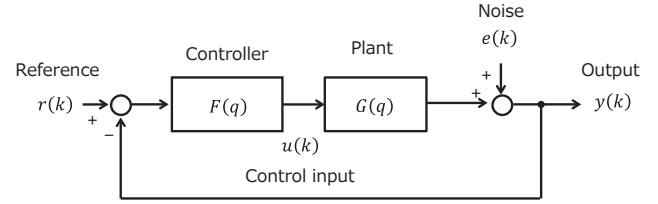


Fig. 4 Close-loop system with external input and noise.

度  $\Phi_{yy}(e^{j\omega})$  の比から計算される。また、 $\Phi_r(e^{j\omega})$ 、 $\Phi_e(e^{j\omega})$  はそれぞれ外部信号、観測ノイズのスペクトル密度である。

$$\hat{G}(e^{j\omega}) = \frac{\Phi_{yy}(e^{j\omega})}{\Phi_{uu}(e^{j\omega})} = \frac{G(e^{j\omega})\Phi_r(e^{j\omega}) + \frac{\Phi_e(e^{j\omega})}{F(e^{j\omega})}}{\Phi_r(e^{j\omega}) - \Phi_e(e^{j\omega})} \quad (13)$$

ここで、観測ノイズの影響が無視できる場合 ( $\Phi_e(e^{j\omega}) = 0$ ) でも、外部信号が帯域制限を受ける場合、すなわち  $\Phi_r(e^{j\omega})$  がある周波数領域で値を持たない場合には、次式でゼロ除算が生じ、プラントの推定精度は悪化する。

$$\hat{G}(e^{j\omega}) = \frac{G(e^{j\omega})\Phi_r(e^{j\omega})}{\Phi_r(e^{j\omega})} \neq G(e^{j\omega}) \quad (14)$$

外部信号の帯域幅がパラメータ推定精度に影響するのは、開ループのシステム同定でも同様であるが、開ループのシステム同定では必要に応じて外部信号の信号レベルまたは帯域幅を増加させられるのに対し、閉ループ条件下では入力信号を自由に変更することはできない。このことは、リアルタイムシステム同定法の課題であり、以下に示す入力条件に応じた推定演算の修正が必要となる。

### 2.4. 入力条件を考慮したパラメータ推定

リアルタイムシステム同定法によるモデル推定では、入力条件 (外部信号) がモデル推定精度に大きく影響する。ここでは、位置決め制御の場合を例に取り、入力が悪条件となる場合にもモデル推定精度への影響を低減可能な方法を検討する。Fig. 5 は位置決め制御系の外部信号 (目標値)、推力、位置偏差を示したもので、外部信号は赤太枠の立ち上がり時では大きく変化するものの、赤点線枠の一定速区間で入力は平滑となる。推定モデルの周波数応答は右

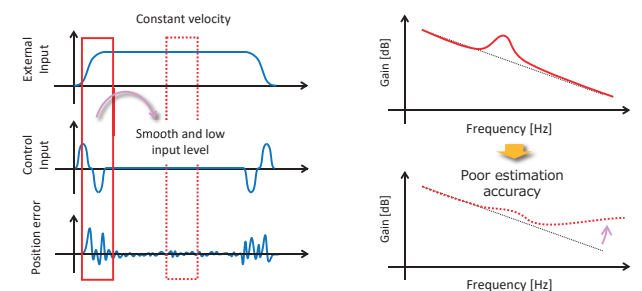


Fig. 5 Input signal condition and parameter estimation accuracy.

図のように立ち上がり時には正常な推定結果が得られるものの、一定区間では不安定な推定結果となる。同じ制御対象のモデルを推定しているにもかかわらず、推定結果には大きな差異が生じる。

Fig. 6 に入力条件（外部信号）によるモデル推定精度の低下を回避する方法を示す。閉ループ条件において、一定区間のデータに対して入力信号条件を計算することで、パラメータ推定方法を変更する。

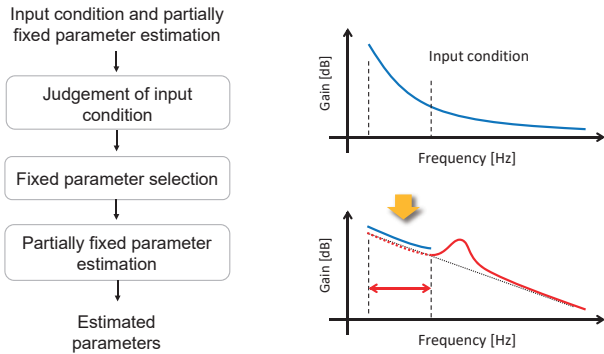


Fig. 6 Partially fixed parameter estimation based on input signal condition.

以下、位置決めステージを例に具体的な手順を説明する。推定対象モデルとして次式を考える。

$$y(k) = G(q)u(k) \quad (15)$$

位置決めステージでは、式 (15) の  $G(q)$  は剛体特性（剛体モード）を表す  $G_{rigid}(q)$  と共振特性（共振モード）を表す  $G_{reso}(q)$  の和（剛体モードと共振モードの重ね合わせ）として記述できる。

$$G(q) = G_{rigid}(q) + G_{reso}(q) \quad (16)$$

もし、共振特性を表す  $G_{reso}(q)$  が推定済みで既知であれば、その出力  $y(k)$  への寄与分は計算できる。そこで、推定済みモデル  $\hat{G}_{reso}(q)$  を用いて、共振特性の出力への寄与分  $y_{reso}(k)$  を計算する。これにより、共振特性を表すモデルは推定対象から外すことができ、そのパラメータは固定されたことになる。

$$y_{reso}(k) = \hat{G}_{reso}(q)u(k) \quad (17)$$

出力  $y(k)$  の剛体特性分は、出力  $y(k)$  から共振特性分  $y_{reso}(k)$  を差分することで得られる。

$$y_{rigid}(k) = y(k) - y_{reso}(k) \quad (18)$$

剛体特性を表す  $G_{rigid}(q)$  は、入力  $u(k)$  と剛体特性分の出力  $y_{rigid}(k)$  から推定できる。

$$y_{rigid}(k) = \hat{G}_{rigid}(q)u(k) \quad (19)$$

以上、パラメータの一部を固定した手法により、対象

モデルは以下の様に推定される。

$$\hat{G}(q) = \hat{G}_{rigid}(q) + \hat{G}_{reso}(q) \quad (20)$$

また、システム同定法における入力条件の判断方法として、入力信号のスペクトル密度を全周波数領域で積分した累積スペクトル密度を指標として用いる。

$$\Psi_u = \int_{-\infty}^{\infty} \Phi_{uu}(e^{j\omega}) d\omega \quad (21)$$

上式に基づき良条件となるパラメータに推定を限定することで、推定精度の悪化を回避する。

### 3 実験検証

#### 3.1. 実験装置

Fig. 7 に示すボールねじ駆動方式の位置決めステージを対象にリアルタイムシステム同定法の有効性を評価する。

まず、リアルタイムシステム同定法の比較対象として、通常のシステム同定法（オフラインシステム同定法）によるモデル推定を行う。システム同定に使用した入力信号は疑似ランダム信号（M 系列信号）である。モデル次数を 4 次とした推定結果を Fig. 8 に示す。

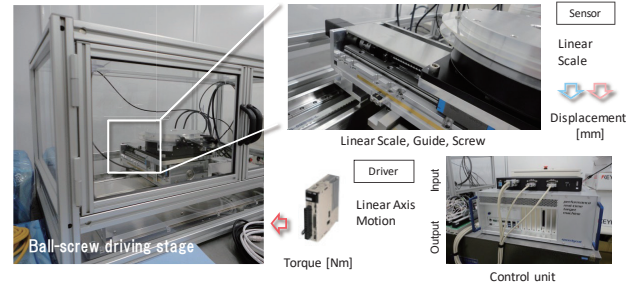


Fig. 7 Ball-screw driving stage for the evaluation of real-time system identification.

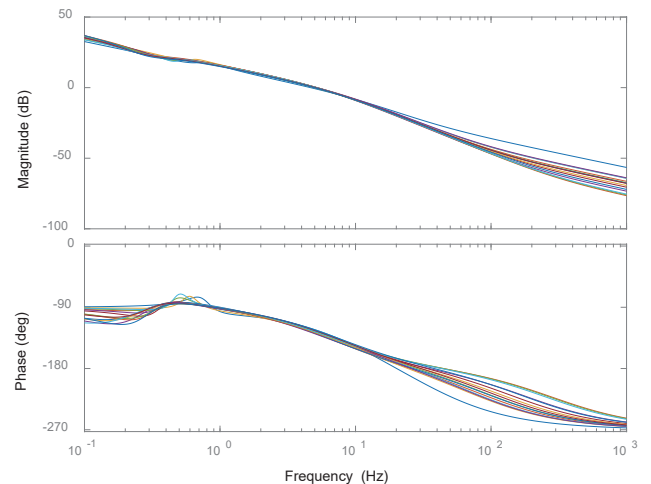


Fig. 8 Frequency responses at multiple stage positions by off-line system identification.

### 3.2. リアルタイムシステム同定の適用

Table 1 にハードウェア実装対象の FPGA ボードを示す。FPGA として用いる Intel 社製 Cyclone V は普及用途向けであり、同社の製品ラインナップでは最も安価に入手可能なデバイスのひとつである。ハードウェア設計には同社の統合開発ツールである Quartus II を用いるとともに、アルゴリズムの高位合成ツールである DSP Builder を使用する。Table 2 に演算負荷の比較対象である CPU ボードの仕様を示す。

Table 1 Specifications of FPGA board.

Items	Description
FPGA device	Intel Cyclone V FPGA
Development software tool	Quartus II DSP Builder (MATLAB/Simulink)

Table 2 Specifications of CPU board.

Items	Description
CPU device	Renesas Electronics SH-4A (R8A77850 600 MHz)
Development software tool	GNU C++ Compiler

Table 3 にリアルタイムシステム同定法による演算処理時間を示す。表中の Step1-5は、Fig. 9 に示した ARX モデルにおけるパラメータ推定の演算フローに対応しており、各処理の内訳を表している。この演算時間は0.1秒間分の入出力データを処理したもので、FPGA を用いた場合には全体で 10.2  $\mu$  秒、CPU を用いた場合には 852  $\mu$  秒を要す。この結果より、FPGA の処理時間は CPU の場合の100分の1程度となり、大幅な演算の高速化を実現できることが分かる。たとえば、位置決め制御サーボサイクルを1kHzとした場合、演算処理を CPU で実行すると演算負荷が計算能力を超過するのに対し、FPGA を用いた場合には他の演算処理または信号処理を組み込む余裕を有している。

Table 3 Comparison of calculation time by FPGA and CPU.

Step	Calculation load [usec]		
	FPGA	CPU	ratio [%]
1	0.73	15.24	4.77
2	0.03	1.35	2.05
3	0.80	12.01	6.63
4	0.13	5.89	2.24
5	8.52	817.93	1.04
Total	10.20	852.41	1.20

続いて、パラメータ推定結果について述べる。Fig. 10 は入力条件を考慮せずにパラメータ推定を行った場合で

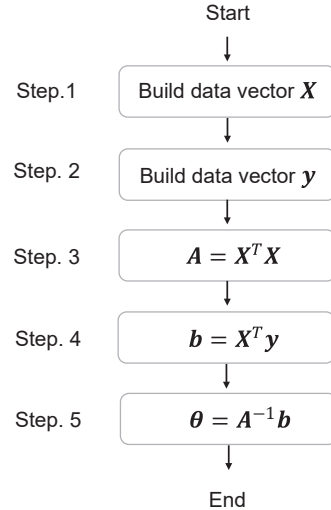


Fig. 9 Flow chart of parameter estimation.

Step.1 and 2: Data vectors  $X$  and  $y$  are assembled. Step.3 and 4:  $X^T X$  and  $X^T y$  are calculated. Step.5: Parameters are calculated by solving Linear equation.

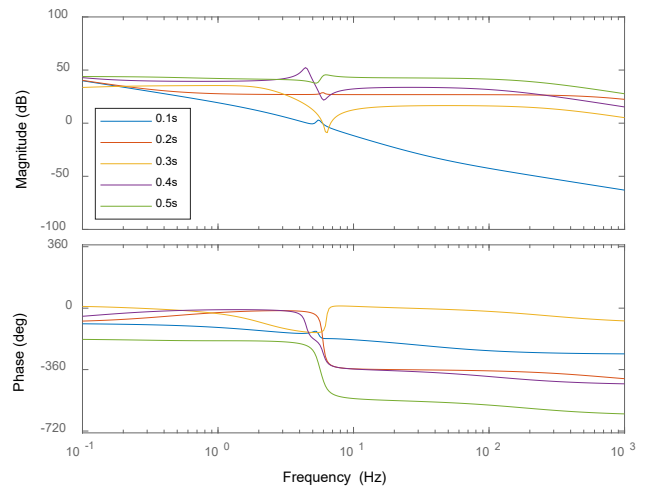


Fig. 10 Frequency responses at multiple stage positions without the consideration of input signal conditions.

ある。外部信号の立ち上がり時である0.1秒までのデータで推定したモデルは Fig. 8 のオフライン推定の結果と同様にステージの質量特性を反映した周波数応答を示しており、妥当な推定結果と判断できる。一方、0.2秒以降のデータを用いて推定したモデルはオフライン推定の結果から大きく乖離しており、入力条件を考慮せずにモデル推定を行う場合に妥当な推定結果は期待できない。

最後に、入力条件を考慮してパラメータの一部を固定した場合の推定結果を Fig. 11 に示す。0.1秒以降で入力が平滑となった場合でもパラメータ推定は安定しており、閉ループ条件下において入力条件が悪化する問題への有効な対処法になっていると判断できる。また、周波数応答の変動は主に低周波領域で生じており、実システムの特性を反映した結果といえる。本実験結果より、ステージ位置に応じた制御対象特性の推定が可能となり、リアルタイムシ

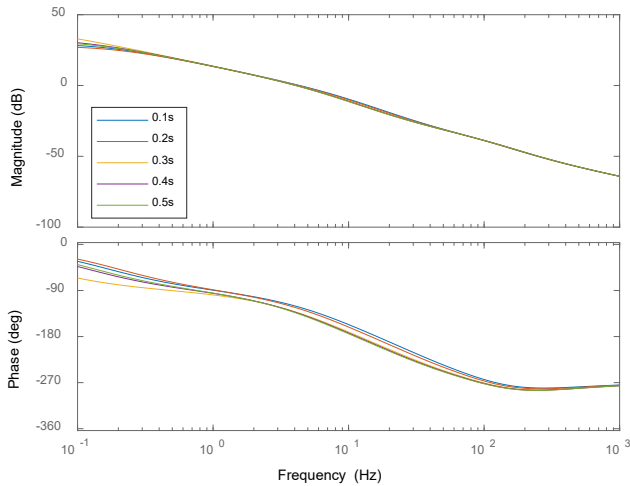


Fig. 11 Frequency responses at multiple stage positions with the consideration of input signal conditions.

システム同定法の妥当性が検証できた。

## 4 まとめ

本研究では、ハードウェアを用いてシステム同定演算処理を高速化するリアルタイムシステム同定法を構築し、その有効性を検証した。得られた成果を活用すれば、制御系の異常検知や制御系再設計の端緒として利用するばかりでなく、冒頭に述べたモデルベース開発や工業プラントにおけるデータ解析の進展にも貢献できると考えられる。

## 引用文献

- [1] 箱田文彦, “リアルタイムシステム同定法に基づくモデル構築 (制御系の異常検知に適したモデル構築手法の提案),” *日本機械学会論文集*, vol. 88, no. 914, 2022.
- [2] 大畠明, “プラントモデリングの地平線,” *計測と制御*, vol. 53, no. 4, pp. 272-277, 2014.
- [3] 堀惇史, 古井達也, 岩倉大輔, 野波健蔵, “産業用マルチロータヘリコプタのオンラインシステム同定機構を有する自動チューニング適応 I-PD 制御,” *日本機械学会論文集 C 編*, vol. 82, no. 834, 2016.
- [4] 高梨宏之, 涌井伸二, “多自由度除振装置のシステム同定手順に関する一考察,” *日本機械学会論文集 C 編*, vol. 76, no. 764, pp. 851-860, 2010.
- [5] 藤巻遼平, 中田貴之, 塚原英徳, 佐藤彰典, 山西健司, “障害診断のための異常パターンマイニング,” *情報処理学会第70回全国大会講演論文集*, pp. 45-46, 2008.
- [6] 蛭田智昭, 鈴木英明, 藤原淳輔, “機械学習を使った異常検知技術のための定常状態の抽出条件の自動生成手法,” *日本機械学会論文集*, vol. 81, no. 826, 2015.
- [7] L., Ljung, *System Identification: Theory for the User 2nd Edition*, PTR Prentice Hall, 1999.
- [8] 足立修一, *ユーザのためのシステム同定理論*, 社団法人計測自動制御学会, 1993.
- [9] 佐野昭, “ノンパラメトリックモデルの同定,” *計測と制御*, vol. 28, no. 4, pp. 316-322, 1989.

箱田文彦 Fumihiko HAKODA  
先進技術開発本部 数理技術研究所  
Advanced Technology Development Division  
Mathematical Science Research Laboratory



箱田文彦  
Fumihiko HAKODA