

—修士学位論文—

一組の閉ループ入出力データを用いた
多変数制御器調整法の拡張に関する研究

A Study on Extension of Parameters Tuning Method
for Multivariable Controllers
Using a Couple of Closed-loop Input/Output Data

平成 22 年度

三重大学大学院工学研究科
博士前期課程 電気電子工学専攻

藤井 宏樹

目次

第1章	緒言	1
1.1	研究背景と目的	1
1.2	論文の構成	3
第2章	準備	4
2.1	表記と問題設定	4
2.2	拡張の対象となる制御器設計法	4
2.2.1	擬似参照信号	5
2.2.2	相関に基づいた評価関数の導入	6
第3章	最適化法の変更による解の収束性の改善	7
3.1	PSO に変更する利点	7
3.2	PSO のアルゴリズム	8
3.3	探索能力向上のための工夫	8
第4章	粒子群最適化によるパラメータ調整の検証	11
4.1	シミュレーション	11
4.1.1	シミュレーション条件	11
4.1.2	調整結果	14
4.1.3	分割階層型 PSO 導入による効果	15
4.2	実機実験	16
4.2.1	制御対象	16
4.2.2	実験条件	17
4.2.3	調整結果	19
第5章	閉ループ系の安定性を考慮したパラメータ更新	23
5.1	安定性の判別方法	23
5.2	ガウス・ニュートン法への安定性判別の組み合わせ	25

5.3	PSO への安定性判別の組み合わせ	27
第 6 章	セーフアップデートの検証	28
6.1	シミュレーション	28
6.1.1	シミュレーション条件	28
6.1.2	ガウス・ニュートン法によるシミュレーション結果	29
6.1.3	PSO によるシミュレーション結果	31
6.2	実機実験	32
6.2.1	実験条件	32
6.2.2	実験結果	33
第 7 章	結言	38
	参考文献	39
	謝辞	41
	論文目録	42

第1章 緒言

1.1 研究背景と目的

要求を満たす制御系を設計するために，同定した制御対象の数式モデルを制御器設計へと反映させるモデルベース制御器設計法が広く用いられており，大きな成果を挙げている。複雑な動特性をもつ制御対象に対して設計された制御器は一般に高次数になるが，調整や実装の容易さの観点からはPID制御器などの低次数な制御器が望ましい。また，運用中の閉ループ系に対して同定のためのデータ取得に多くの時間やコストをかけることなく，次数の固定された制御器のパラメータを調整できればなお望ましい。

近年盛んに研究されているモデルフリー制御器設計法は，数式モデルではなく制御対象の入出力データを直接用いることで，望みの制御器パラメータを算出する手法である。同定による数式モデルの構築を経ずに制御器を設計できることは，それだけ設計にかかる時間やコストを省くことにつながる。また，同定は入出力データに含まれる情報を数式モデルへと圧縮することであるので，入出力データをそのまま用いることは制御対象の動特性を直接的に制御器設計へと反映できる。さらに，設計者があらかじめ指定した次数の制御器に対してパラメータを求めるため，低次数な制御器の設計に適している。

著者らはこれまでに Fictitious Correlation-based Tuning (以下，FCbT と略す) と呼ばれるモデルフリー制御器設計法を提案してきた [1]。FCbT はデータに含まれるノイズに強く，多入力多出力 (Multi-Input-Multi-Output 以下，MIMO と略す) システムへの適用であっても一組の閉ループ入出力データを用いたオフライン調整が可能である。そのため低次数な制御器で運用中のシステムの目標値追従性を，データ取得に多くの時間やコストをかけることなく再調整するのに有用である。1 回の閉ループ実験によるデータ取得で良いがパラメータ更新の初期値が必要であるという点が，開ループ実験でのデータ取得となるが最小二乗法で解を導出できる Noniterative Correlation-based Tuning (以下，NCbT と略す) [2] とは異なる。本論文ではこれまでの FCbT における以下の 2 つの課題に注目する。

一つ目は、最適化法としてガウス・ニュートン法を用いていたことによる解の収束性である。評価関数の多峰性が強くなると、評価関数の勾配を用いたパラメータ更新式では大域的な準最適解を見つけることは困難である。一方、初期値が準最適解の近傍にあれば精度の良い解に早く収束するが、必ずしもそのような初期値が設定できるとは限らない。大域的な準最適解を発見できないことは十分に制御仕様を満足できない調整結果を導くことになる。MIMO システムへの適用や参照モデルにも調整パラメータを加える場合のように調整パラメータが増えると、これらの問題はより顕著になる。そこで最適化法を粒子群最適化 [4] (以下、PSO と略す) に変更することで、解の初期値依存性の緩和および大域的な探索能力の向上を図った。また調整パラメータの変更が容易になるという特長に注目し、参照モデルのパラメータも調整パラメータに加えて制御器と同時に調整することの有効性も示す。この結果は、制御対象の詳細が未知なままであるモデルフリー制御器設計法では妥当な参照モデルをどう設定するかという議論に対して一つの選択肢を示す。

二つ目は、調整後の閉ループ系の安定性が考慮されていないことである。達成可能な制御器構造や参照モデルは調整前にある程度の知見があり、安定性を陽に考慮していない 2 ノルムの最小化問題を解くだけで不安定化しないことを前提としていた。しかし、調整前に必ずしも十分な知見が得られるとは限らず安定性が保たれる調整結果になる保証はない。さらに制御対象の数式モデルを取得しないため、実装前に制御器が閉ループ系を安定化するか判別できない。与えた制御器構造や参照モデルが結果的に不適切であっても、システムの保全の観点から不安定化は望ましくない。そこでパラメータ更新ごとに取得済みのデータを用いて安定性を繰り返し判別しながら、安定かつ評価値を最小化する方向へとパラメータを更新できるアルゴリズムを提案する。本論文ではこのような制約を付加したパラメータ更新のことをセーフアップデートと呼ぶことにし、ガウス・ニュートン法と PSO のそれぞれに組み合わせる。なお、モデルフリー制御器設計法において安定性を満たす中で準最適な制御器パラメータを求める方法が NCbT に対して文献 [3] で提案されているが、パラメータ更新ごとに安定性判別を行いながら繰り返し探索するという点が異なる。

本論文では粒子群最適化を導入することで調整パラメータが増えても解の収束性を改善し、セーフアップデートにより閉ループ系の安定性を考慮することで、より欠点の少ない FCbT に「拡張」することを目的とする。さらにこれらを数値例および実機実験を通して有効性を示す。

1.2 論文の構成

まず、第 2 章で文字の表記や扱う問題を明確にし、拡張の対象となる FCbT の評価関数を説明する。第 3 章で PSO を用いる動機付けやアルゴリズムを述べた後、第 4 章で MIMO システムの数値例と実機実装を通して PSO でパラメータ調整する有効性を示す。次に第 5 章でガウス・ニュートン法および PSO のそれぞれにセーフアップデートを加えたアルゴリズムを述べ、第 6 章で SISO システムの数値例と実機実装を通して不安定化を回避できる事例を示す。最後に第 7 章で本研究をまとめ、今後の課題を述べる。

第2章 準備

本章では準備として文字の表記や扱う問題の設定，および拡張の対象となるモデルフリー制御器設計法について記す。

2.1 表記と問題設定

q^{-1} はシフトオペレータであり，時刻 t における離散時間信号 $x(t)$ に対して $q^{-1}x(t) = x(t-1)$ と表記する。以後，簡単のため t 番目の離散時刻を時刻 t と表す。また， $A^{(ij)}$ を行列 A の i 行 j 列目の要素， $B^{(k)}$ を列ベクトル B の k 番目の要素とする。 n 回目の繰り返し更新における変数を ρ_n とする。 I は単位行列である。

第2章および第3章では制御対象として線形時不変離散時間 MIMO システムを扱い，一般性を失うことなく問題を簡単化するために2入力2出力の正方システム P を扱う。その出力には平均0の弱定常過程である観測ノイズ $v(t)$ が作用しているものとする。ただし第5章および第6章では制御対象の出力に観測ノイズは作用していないものとする。

未知な制御対象 P とフィードバック制御器 $C(\rho)$ により構成される閉ループ系の参照入力 $r(t)$ から出力 $y(t)$ までの入出力特性を，望みの特性を記述した参照モデル M_d と等しくなるようにパラメータ ρ を設計する問題を考える (図 2.1)。この問題は (2.1) 式のように参照モデルと閉ループ系の差を最小化する問題として定式化でき，本稿では2ノルムを扱うものとする。

$$J_{\text{MR}}(\rho) = \|M_d - (I + PC(\rho))^{-1}PC(\rho)\|_2^2 \quad (2.1)$$

なお，制御系に対する基本的な制御仕様である目標値追従性と非干渉化を実現するために， M_d は非対角要素を0とする対角構造である。

2.2 拡張の対象となる制御器設計法

著者らが提案してきた FCbT の評価関数を示す。

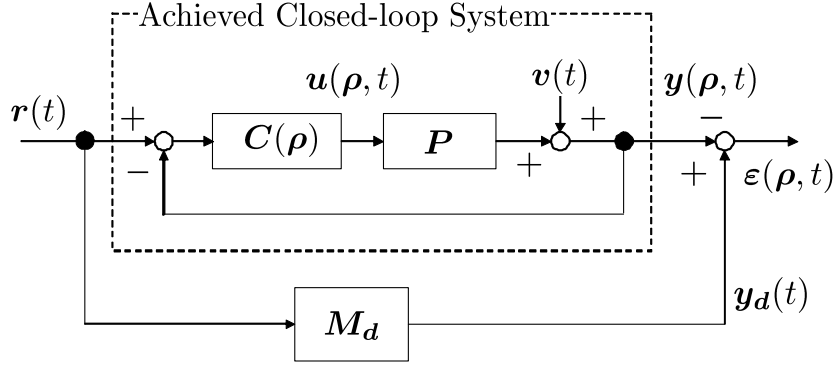


図 2.1: MIMO システムに対するモデル参照制御問題

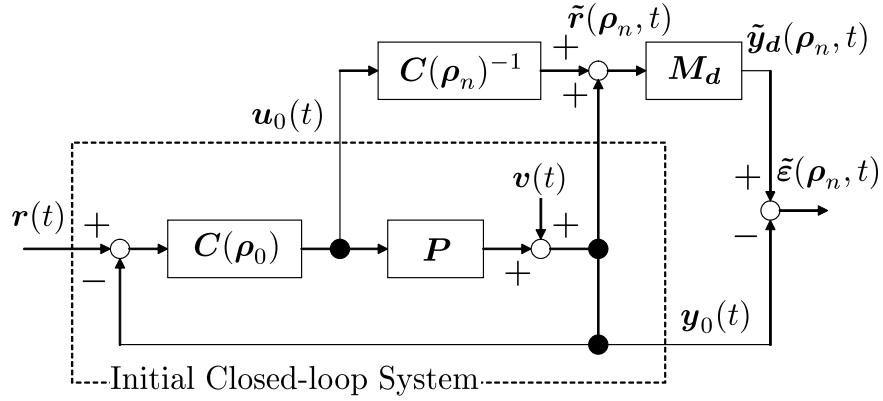


図 2.2: 擬似参照信号を用いた出力誤差の算出

2.2.1 擬似参照信号

FCbT は非線形問題であるため，評価が良くなるパラメータを繰り返し更新して求める。このとき，出力データを制御器に依存させながら望みの応答に近づけるのでは更新ごとに $y_n(\rho, t)$ を取得して評価することになり，複数回の実験が必要となる。そこで最初出力データ $y_0(t)$ を固定し，望みの応答を制御器に依存する形で更新できれば，1 回のデータ取得によるオフライン更新が期待できる。これを実現したのが擬似参照信号であり，Safonov が提唱した非反証制御 [5] におけるアイデアを導入する。

1 回の実験により制御対象の閉ループ入出力データ $u_0(t)$ ， $y_0(t)$ を N_d サンプル取得する。評価するパラメータ ρ_n をもつ制御器 $C(\rho)$ を用いた閉ループ系において， $u_0(t)$ ， $y_0(t)$ を生成する擬似参照信号 $\tilde{r}(\rho, t)$ を (2.2) 式により求める。

$$\tilde{r}(\rho, t) = C(\rho)^{-1}u_0(t) + y_0(t) \quad (2.2)$$

更新ごとに $C(\rho)^{-1}u_0(t)$ を算出可能なパラメータが得られている条件下で最適化を行う。この擬似参照信号を用いて仮想的に出力誤差は以下のように算出できる (図 2.2)。

$$\tilde{\varepsilon}(\rho, t) = \tilde{y}_d(\rho, t) - y_0(t) = M_d \tilde{r}(\rho, t) - y_0(t) \quad (2.3)$$

2.2.2 相関に基づいた評価関数の導入

前節で定義した $\tilde{r}(\rho, t)$ と $\tilde{\varepsilon}(\rho, t)$ の相関を考慮した評価関数を導入する。

$$J(\rho) = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 f^{(ij)}(\rho)^T f^{(ij)}(\rho) \quad (2.4)$$

ここで $f^{(ij)}(\rho)$ は

$$f^{(ij)}(\rho) = \frac{1}{N_d} \sum_{t=1}^{N_d} \zeta^{(j)}(\rho, t) \tilde{\varepsilon}^{(i)}(\rho, t) \quad (2.5)$$

であり, 補助変数を

$$\zeta^{(j)}(\rho, t) = [\tilde{r}^{(j)}(\rho, t+l), \dots, \tilde{r}^{(j)}(\rho, t), \dots, \tilde{r}^{(j)}(\rho, t-l)]^T$$

と設定する。ただし l は十分大きなデータシフト数である。評価関数 (2.4) 式を最小化するパラメータ ρ を求める問題を扱うことで, MIMO システムに対する制御仕様である

- 対角要素 ($i = j$) の $\tilde{r}^{(i)}(\rho, t)$ と $\tilde{\varepsilon}^{(j)}(\rho, t)$ の相関を小さくして目標値追従性
- 非対角要素 ($i \neq j$) の $\tilde{r}^{(i)}(\rho, t)$ と $\tilde{\varepsilon}^{(j)}(\rho, t)$ の相関を小さくして非干渉化

を満足する制御器を設計する。さらに, 補助変数を用いて相関を考慮しているのでデータに含まれるノイズの影響を抑えながらパラメータを調整できる [6]。

実際には評価関数が非零である場合がほとんどであり, $J(\rho)$ を 0 にできる ρ を求めることはできず, (2.1) 式との最適なパラメータの等価性は保証できない。しかし, $J(\rho)$ が十分に小さな値へと収束しているとき, 実用上は制御仕様を十分に満足する準最適なパラメータが得られるものとして議論を進める。

第3章 最適化法の変更による解の収束性の改善

3.1 PSO に変更する利点

(2.4) 式の評価関数を最小化するために用いていたガウス・ニュートン法 [1] は初期値依存性が高く、初期値の設定によっては必ずしも精度の良い解に早く収束しない。さらに、更新中に評価する制御器が不安定零点をもつと更新できなくなる。これは制御器の逆システム $C(\rho)^{-1}$ が不安定極をもつことにより、評価関数の勾配の計算過程において必要な (2.2) 式を微分した次式

$$\frac{\partial \tilde{r}(\rho, t)}{\partial \rho} = -C(\rho)^{-1} \frac{\partial C(\rho)}{\partial \rho} C(\rho)^{-1} u_0(t) \quad (3.1)$$

が発散して計算できなくなるからである。一方、PSO はこのような評価関数の構成に依存した更新式ではなく単純な計算の繰り返しから成り、非線形問題に対して汎用性の高いアルゴリズムである。また、一回の更新ごとに一点しか評価しないガウス・ニュートン法に比べて、PSO は一回の更新ごとに任意の範囲内で複数の点を探索する。この特徴が初期値設定問題の緩和や大域的な探索能力の向上につながり、上記の問題点を解決する。

また、第4章で示す実験では制御器パラメータと参照モデルのパラメータも同時調整することで出力誤差の改善を図る。ガウス・ニュートン法では評価関数や調整パラメータが変更になるとパラメータ更新式も変更が必要となり、調整パラメータが増大するとその手間は必ずしも容易ではない。パラメータ更新式が評価関数の勾配を用いているからである。しかし、勾配のような評価関数の構成に依存しないパラメータ更新式をもつ PSO では、評価関数や調整パラメータの変更に対して柔軟に対応できることを次節で説明する。

3.2 PSO のアルゴリズム

PSO は鳥類や魚の群れが目的の行動を果たす過程を模擬している。粒子群が多次元解空間内を移動しながら互いに情報交換することで、自身の位置と速度を調整して準最適解を探索する。1 世代ごとの粒子の総数を K 、繰り返し回数を N として、 n 回目の更新における k 個目の粒子を ρ_n^k ($k = 1, 2, \dots, K$) と表記する。粒子の初期位置 ρ_1^k と初期速度 v_1^k は任意の範囲内に乱数で与えて一回の世代ごとに複数の探索点を評価する。

生物の群れでは、ある一匹が発見した良い経路は群れ全体に伝達されて目的の行動を効率的に果たす。また、仲間から伝え聞いた経路だけでなく各個体の経験にも基づいて経路を修正しながら探索する。この過程を以下に示す過去の情報に基づいた 3 つのベクトルの線形結合によって表現し、次の探索点を算出する (図 3.1)。

- 1 回前の更新で求めた速度ベクトル v_n^k (粒子が移動していた慣性)
- 各粒子が評価した履歴の中で最も評価の良い粒子 $\hat{\rho}_n^k$ に向うベクトル $(\hat{\rho}_n^k - \rho_n^k)$
- $\hat{\rho}_n^k$ ($k = 1, 2, \dots, K$) の中で最も評価の良い粒子 (以下、グローバルベストと呼ぶ) ρ_n^{Gb} に向うベクトル $(\rho_n^{Gb} - \rho_n^k)$

r_1, r_2 を 0 から 1 の一様乱数、 c_1, c_2, c_3 を非負の重み係数とする。更新式は次式で表される。

$$\rho_{n+1}^k = \rho_n^k + v_{n+1}^k \quad (3.2)$$

$$v_{n+1}^k = c_1 v_n^k + c_2 r_1 (\hat{\rho}_n^k - \rho_n^k) + c_3 r_2 (\rho_n^{Gb} - \rho_n^k) \quad (3.3)$$

(3.3) 式がガウス・ニュートン法における評価関数の勾配 $\frac{\partial J(\rho)}{\partial \rho}$ に相当する。このように評価関数の勾配を用いていないにも関わらず、評価値が良いと推測される方向に粒子群を向わせるベクトルを用いた更新式であることが PSO を導入した理由である。このように $\hat{\rho}_n^k$ および ρ_n^{Gb} の周辺に群れが向いながら探索し、 N 回目における ρ_N^{Gb} を最終的な解とする。

3.3 探索能力向上のための工夫

ある粒子が局所解の一つを発見したとする。粒子の総数が結果的に十分でないとその位置よりも良い評価の位置が他にあっても発見できず、局所解の位置を ρ_n^{Gb} として群れ全体に伝達する。すると他の粒子も局所解に引き寄せられてしまい、大域的な準最適解の発見が困難になることもある。

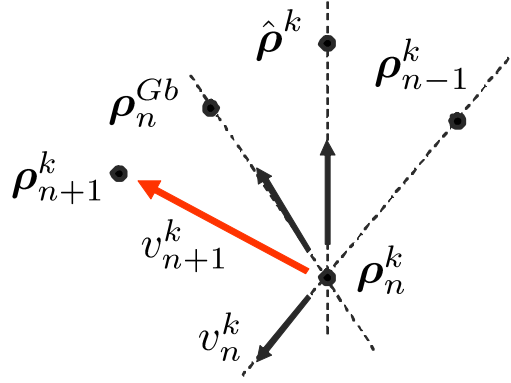


図 3.1: 探索位置の更新

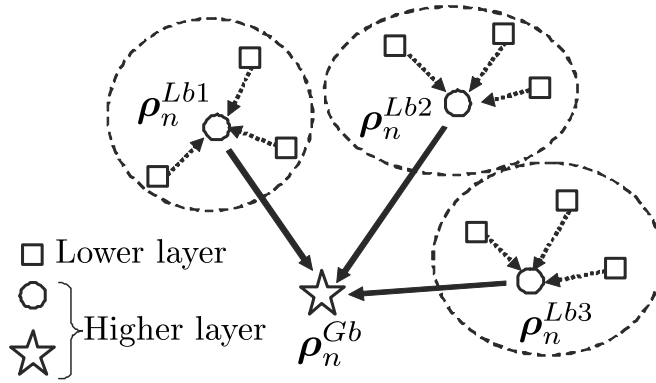


図 3.2: 分割階層型 PSO の概念図

そこで探索能力を向上させるべく、階層構造を考慮した PSO を採用した [7]。分割階層型 PSO では群れを任意の M グループに分割し、グループごとで最も評価の良い粒子（以下、ローカルベスト ρ_n^{Lbm} と呼ぶ） $\rho_n^{Lb1} \sim \rho_n^{LbM}$ だけで上位層を形成する。残りの粒子が下位層に相当する。 N 回の探索を繰り返した後、 M 個の上位層の粒子で最も評価の良い粒子 ρ_N^{Gb} を最終的な解とする（図 3.2）。

グループごとに分割して異なる領域を探索するので大域的な探索能力が向上する。一方、グローバルベストによって上位層の中でグループを越えた情報交換も行うので、最終的には準最適解の近傍にすべての粒子が集まる。こうして大域的探索と局所的探索の両立を図る。上位層と下位層の粒子それぞれにおける更新式を以下に示す。

$$\bullet \text{上位層} : v_{n+1}^k = c_1 v_n^k + c_2 r_1 (\rho_n^{Lbm} - \rho_n^k) + c_2 r_2 (\rho_n^{Gb} - \rho_n^k) \quad (3.4)$$

$$\bullet \text{下位層} : v_{n+1}^k = c_1 v_n^k + c_2 r_1 (\hat{\rho}^k - \rho_n^k) + c_2 r_2 (\rho_n^{Lbm} - \rho_n^k) \quad (3.5)$$

本論文では分割階層型 PSO に対してさらに文献 [8] で提案されている粒子ごとで局

所解を脱出する概念を取り入れ、グループごとに局所解を脱出する概念を加えた。上位層で最も悪い評価をもったローカルベストが本論文では 5 回解を更新できないと局所解に陥ったとみなし、それまでの情報を消滅させる。そしてグローバルベスト周辺の任意な範囲内に乱数で再分散させる。評価の悪い領域で探索が滞ったグループを評価の良い領域に移すグループリスタート機能を加えることで効率よく探索する。複雑な実システムに対して厳密な最適解を必ず導けるわけではないが、実用上で十分な精度をもつ準最適解を発見すると期待できる。

第4章 粒子群最適化によるパラメータ調整の検証

4.1 シミュレーション

数値例にて制御器と参照モデルのパラメータを同時調整すること、および調整パラメータが多い場合に探索能力向上のための工夫を施した PSO が有効であることを示す。

4.1.1 シミュレーション条件

制御対象はムダ時間を有した 2 入力 2 出力の数式モデル (4.1) ~ (4.3) 式とする。サンプリングタイム $T_s = 1 \text{ ms}$ で離散化して扱う。

$$\begin{bmatrix} y^{(1)}(t) \\ y^{(2)}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_1 & P_1 \\ -P_2 & P_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u^{(1)}(t) \\ u^{(2)}(t) \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

$$P_1 = \frac{40}{0.3s + 1} e^{-80s} \quad (4.2)$$

$$P_2 = \frac{10}{0.1s + 1} e^{-120s} \quad (4.3)$$

ただし入出力データを取得するためだけに用いており、制御器設計には陽に考慮しない。この制御対象が (4.3) 式に示す PID 制御器で図 4.1 に示す応答で運用されていたとし、このデータを調整に用いる。S/N 比 10 のノイズが混入されている。

$$\begin{aligned} C^{(ij)}(\rho) &= \begin{bmatrix} 1 & \frac{T_s}{1-z^{-1}} 1 & \frac{1-z^{-1}}{T_s} 1 \end{bmatrix} \rho^{(ij)} \\ &= \begin{bmatrix} 1 & \frac{T_s}{1-z^{-1}} 1 & \frac{1-z^{-1}}{T_s} 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \rho_P^{(ij)} \\ \rho_I^{(ij)} \\ \rho_D^{(ij)} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.4)$$

この閉ループ系に対して応答速度を改善すべく以下の 2 つの参照モデルに対してパラメータを調整する。

$$\text{Case 1 : } M_{d1} = \begin{bmatrix} \frac{5}{s+5} & 0 \\ 0 & \frac{5}{s+5} \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

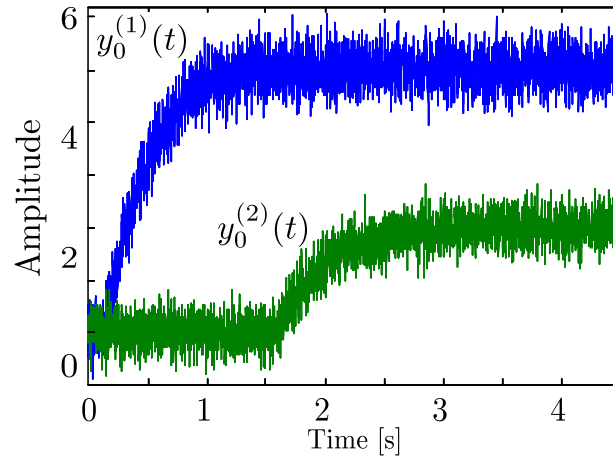


図 4.1: 調整に用いた実験データ

Case 2 として調整パラメータ $L1$, $L2$ を加えて

$$\text{Case 2 : } \mathbf{M}_{d2} = \begin{bmatrix} \frac{5}{s+5}e^{-L1s} & 0 \\ 0 & \frac{5}{s+5}e^{-L2s} \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

とする。

制御対象の詳細が未知なままであるモデルフリー制御器設計法では、与えた参照モデルが必ずしも妥当とは限らない。例えば制御対象がムダ時間をもつにも関わらず、それを考慮せずに参照モデルを与えれば良好な結果は得られない。そこで調整前のデータから制御対象がムダ時間をもっていることはわかるが、その詳細な値まではわからないときに Case 2 のような参照モデルの有効性を示す。参照モデルの詳細な設定を制御対象の情報を含んだデータを用いたアルゴリズムに任せ、制御器調整と一緒に妥当な参照モデルを自動的に設定する。これを PSO で行い、出力誤差を改善しようという点が文献 [10] と異なっている。

ただし、調整前の運用経験からムダ時間は長くとも 300 ms と見積もられているものとし、 $L1$, $L2$ の探索範囲は 0 ~ 300 とする。その範囲外を探索するとその粒子は消滅され、探索範囲内にて改めて再分散させる。粒子の総数 K は 150、グループ数 M は 5 をとして 1 グループあたりの粒子数は 30 とした。初期の粒子の位置と速度は調整前の制御器パラメータを参考に乱数で与えた。繰り返し回数 N は 80 回とする。相互相関関数のデータシフト数 l は 100 とした。粒子群の更新式における重みは文献 [11] を参考に M.Clerc らが提唱した Constriction Method ($c_1 = 0.729$, $c_2 = c_3 = 1.4955$) に基づいて設定した。Case 3 として、比較のために Case 1 と同様の条件でガウス・ニュートン法で PID パラメータを求める。ただし繰り返し回数は評価関数が十分に収束した $N = 20$ 回とした。

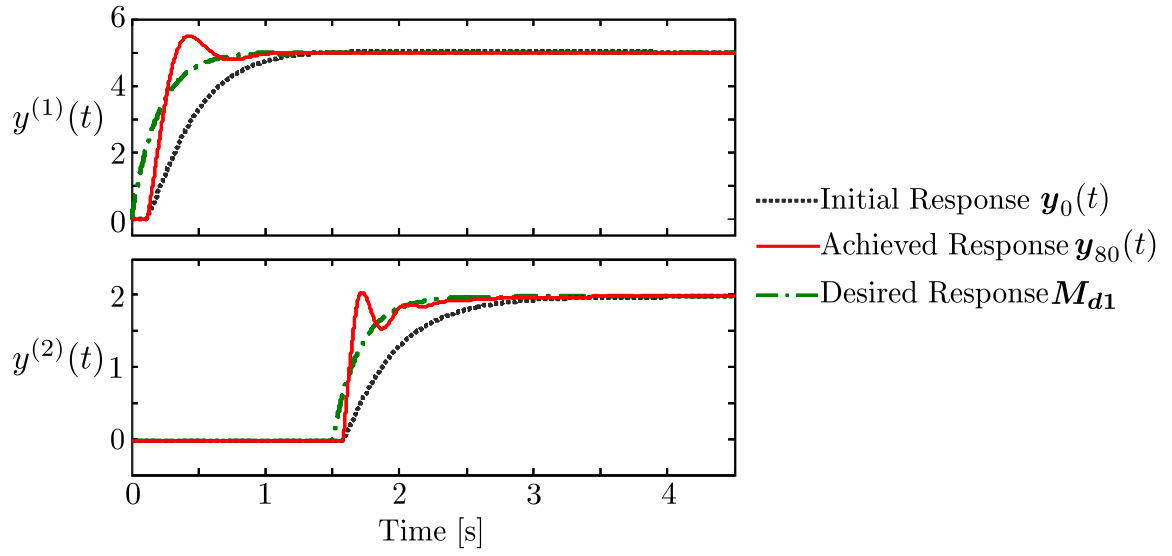


図 4.2: Case 1 の調整結果

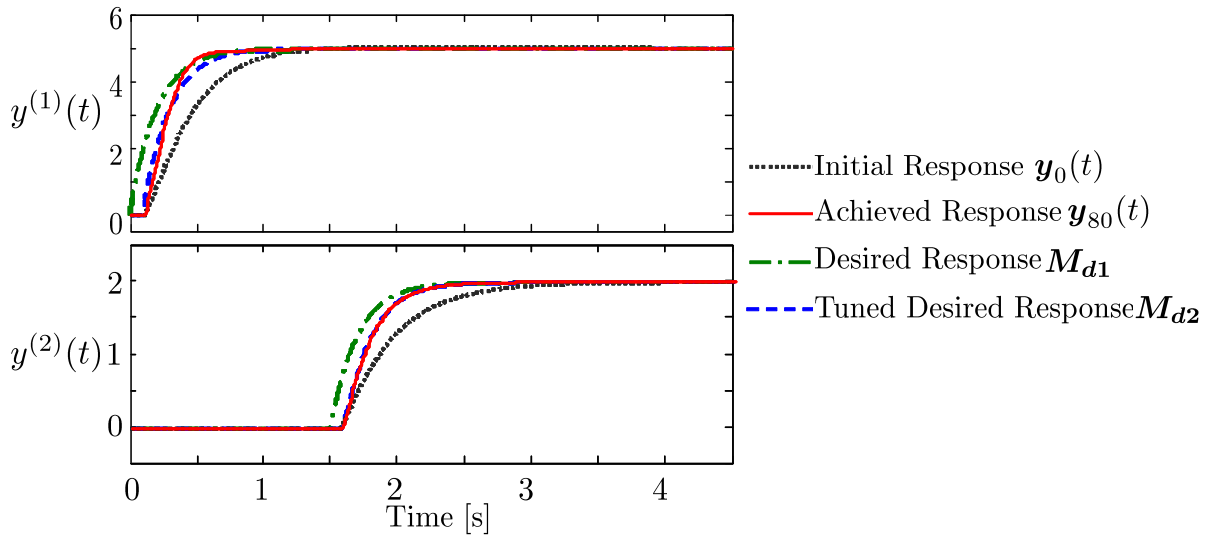


図 4.3: Case 2 の調整結果

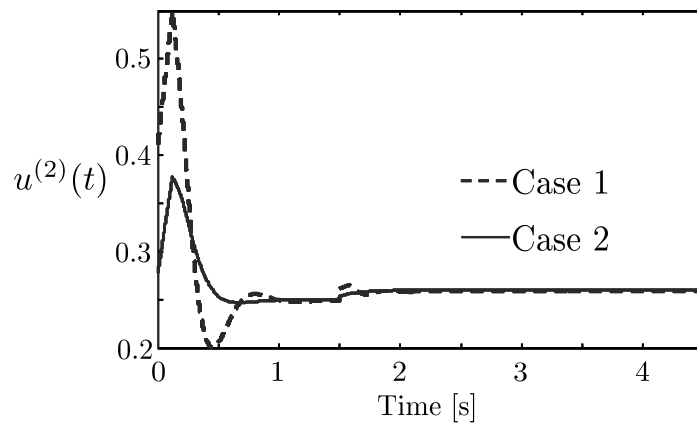


図 4.4: 制御入力 $u^{(2)}(t)$

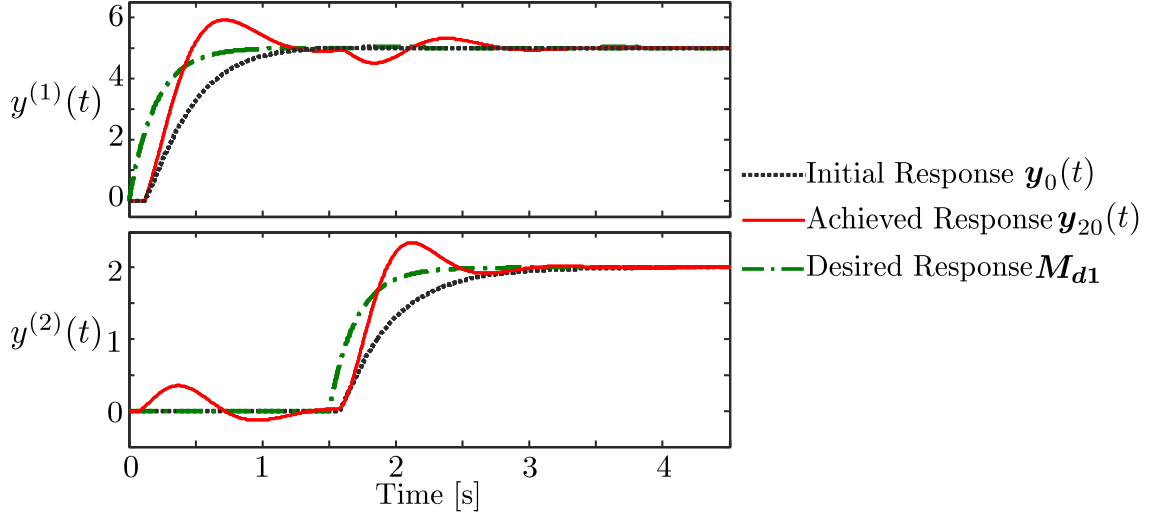


図 4.5: Case 3 による調整結果

4.1.2 調整結果

調整結果を図 4.2 および 4.3 に示す。ノイズを後処理して除去した波形を載せている。図 4.3 では望みの応答が制御対象のムダ時間を許容しながら立ち上がる応答に調整されているため、図 4.2 と異なって急激な立ち上がりが抑えられて望みの応答により近い応答を示している。 $L1 = 96.8 \text{ ms}$, $L2 = 97.0 \text{ ms}$ に調整された。真値 ($L1 = 80 \text{ ms}$, $L2 = 120 \text{ ms}$) に対する推定精度が議論の対象ではなく、出力誤差の改善が目的であることに注意されたい。そこで比較のために (4.7) 式に示す出力誤差の実測値の二乗和平均 J_{OE} を導入する。

$$J_{\text{OE}} = \frac{1}{N_d} \sum_{t=1}^{N_d} (\epsilon(\rho, t))^T (\epsilon(\rho, t))$$

$$\epsilon(\rho, t) = \mathbf{y}(\rho, t) - \mathbf{y}_d(t) \quad (4.7)$$

Case 1 では $J_{\text{OE}} = 0.175$, Case 2 では $J_{\text{OE}} = 0.015$ となっており目標値追従性が改善されている。また、いずれにおいても評価関数に相互を用いたことで、データに含まれるノイズの影響を受けずにパラメータを正しく評価しながら更新できたことも確認できる。

次に制御入力の変動を陽に評価して最適化しているわけではないが、(4.8) 式に示す制御入力の変動の二乗和平均 J_u を算出する。

$$J_u = \frac{1}{N_d} \sum_{t=1}^{N_d} (\Delta \mathbf{u}(\rho, t))^T (\Delta \mathbf{u}(\rho, t))$$

$$\Delta \mathbf{u}(\rho, t) = \mathbf{u}(\rho, t) - \mathbf{u}(\rho, t-1) \quad (4.8)$$

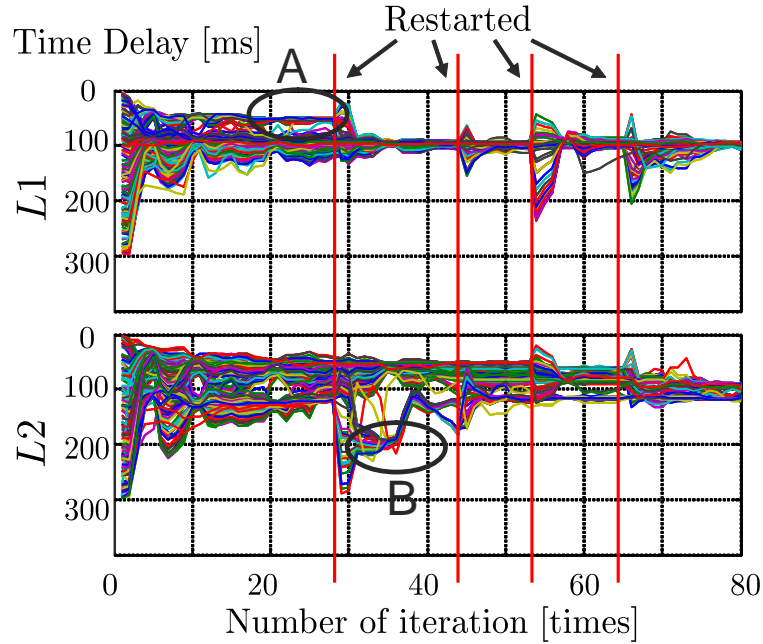


図 4.6: 各粒子のムダ時間の推定履歴

Case 1 では $J_u = 0.171$, Case 2 では $J_u = 0.0771$ となっており変動のより小さな制御入力で制御できている。このことは Case 1 と Case 2 の制御入力について $u^{(2)}(t)$ のみ示した図 4.4 で確認できる。 $u^{(1)}(t)$ についても同様の傾向が言える。

Case 3 として、Case 1 と同様の条件でガウス・ニュートン法で PID パラメータを求めた結果の応答を図 4.5 に示す。Case 1 での評価値が $J(\rho) = 0.0493$ であったのに対して Case 3 では $J(\rho) = 0.214$ であり、局所解で収束して大域的な準最適解を発見できていない。応答も非干渉制御が達成されておらず、良好とは言えない結果である。更新の初期値を変更することで Case 1 と同等の応答を達成することも期待できるが試行錯誤を伴い、調整パラメータが多く困難である。

4.1.3 分割階層型 PSO 導入による効果

図 4.6 に各世代ごとの粒子全てが、ムダ時間 $L1, L2$ を探索した履歴を示す。Restarted と示されている縦線が、最も悪い評価値をもったグループをリスタートさせた世代である。

まず図中の A について、理想的な値 $L1=80$ ms より小さな値に収束しつつあるグループが見られる。しかし評価が悪いため再分散されており、それを機に $L1=80$ ms に近い領域周辺を探索するようになっている。リスタート機能を追加したことによる効果

であると考えられる。

次に図中の B について, $L2=200$ ms 周辺に収束しつつあるグループがある。しかし, そのグループのローカルベストがグローバルベストに引っ張られるようにして理想的な値 $L2=120$ ms の周辺を探索するようになっている。これは階層構造による効果であると考えられる。

4.2 実機実験

2 入力 2 出力の実機に実装することで, 本手法が実システムに対しても有効であることを示す。

4.2.1 制御対象

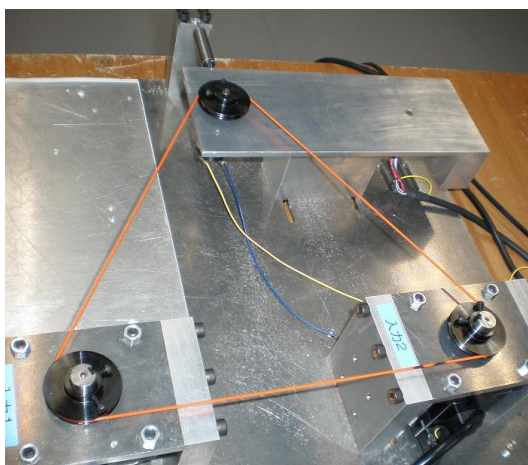


図 4.7: 張力・速度制御装置

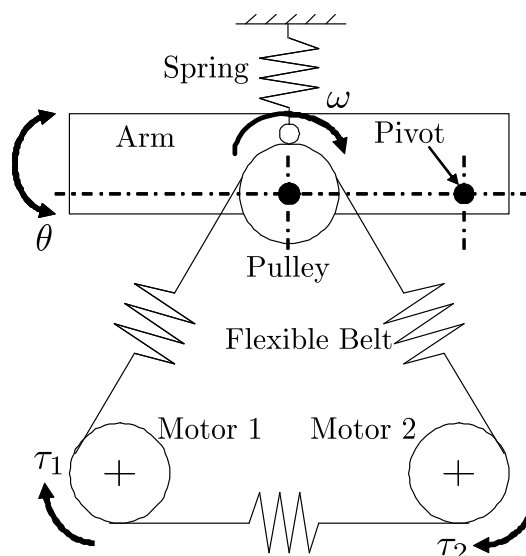


図 4.8: 張力・速度制御装置の模式図

制御対象として扱う張力・速度制御装置 [9] の外観および模式図をそれぞれ図 4.7, 4.8 に示す。これは鉄鋼の圧延プラント, 製紙工場の巻き取りシステム, リチウムイオン電池捲回機などを模擬した装置である。3 つのプーリが弾性ベルトを介して接続されており, 2 つのモータの入力トルクによってプーリ速度と弾性ベルトの張力を制御する。ただし張力は線形バネの変位から計算され, その変位はアーム角度 θ を通して検

出される。プーリ速度とアーム角度の間には干渉が存在し，それぞれを独立に制御することが難しい制御対象である。

制御対象 P は入力としてモータ 1, 2 への入力トルク τ_1, τ_2 ，出力としてプーリ速度 ω とアーム角度 θ をもつ 2 入力 2 出力システムとして (4.9) 式のように記述できる。伝達関数 P_ω, P_θ の詳細については文献 [9] を参照されたい。

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \omega \\ \theta \end{bmatrix} &= P \begin{bmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} P_\omega & P_\omega \\ -P_\theta & P_\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} P_\omega & 0 \\ 0 & P_\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.9)$$

プーリ速度 ω は $\tau_1 + \tau_2$ のように入力の和，アーム角度 θ は $-\tau_1 + \tau_2$ のように入力の差によって制御される。理想的には P_θ にムダ時間は存在しないが，本実験で扱う実機には存在する。2 つのプーリの速度差が摩擦によって弾性ベルトに伝わり，その張力が弾性ベルトを伝播して最終的にアーム角度に変化が表れるまでの応答が遅いため，この過程を近似的にムダ時間として扱う。

(4.9) 式の特徴をもつ制御対象において非干渉制御をするためには，(4.10) 式に示す構造をもつ制御器 C が必要である。

$$\begin{aligned} C &= \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C_\omega & 0 \\ 0 & C_\theta \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} C_\omega & -C_\theta \\ C_\omega & C_\theta \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.10)$$

C_ω, C_θ はそれぞれプーリ速度とアーム角度を制御する制御器である。すなわちパラメータにおいては

$$\rho^{(11)} = \rho^{(21)}, \rho^{(12)} = -\rho^{(22)} \quad (4.11)$$

の関係を満たせばよい。ただし (4.11) 式の関係は設計された制御器を評価するためだけに用い， $C(\rho)$ の構造決定に陽に考慮することはない。

4.2.2 実験条件

制御器の構造は (4.12) 式に示す PI 制御器とする。

$$C^{(ij)}(\rho) = \left[1 \quad \frac{T_s}{1-z^{-1}} \right] \rho^{(ij)}$$

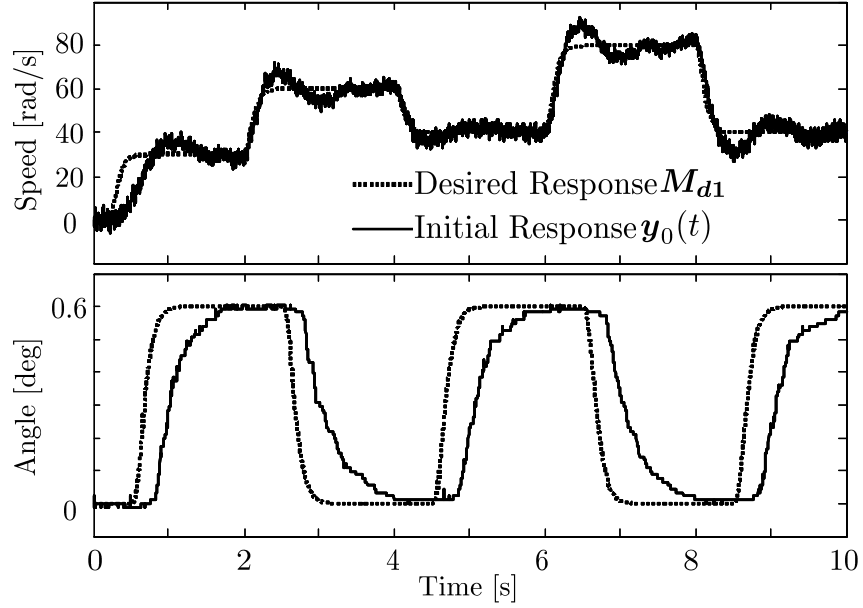


図 4.9: 調整に用いた閉ループ出力データ

$$= \begin{bmatrix} 1 & \frac{T_s}{1-z^{-1}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \rho_P^{(ij)} \\ \rho_I^{(ij)} \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

サンプリングタイムは $T_s = 1 \text{ ms}$ である。初期の PI 制御器 $C(\rho_0)$ を用いて閉ループ実験を行い，図 4.9 に示す調整用の閉ループ入出力データを取得した。データサンプル数 N_d は 10001 である。プーリ速度 ω はタコジェネレータにより取得しており，モータドライバで発生したノイズが図 4.10 に示すようにタコジェネレータの出力に重畳する。このノイズがパラメータの調整結果に悪影響を与えると予想される。これを除去するための相互相関関数のデータシフト数は $l = 200$ とした。この閉ループ系に対して応答速度を改善すべく以下の 2 つの参照モデルに対してパラメータを調整する。

$$\text{Case 1 : } M_{d1} = \begin{bmatrix} \frac{15}{s+15} & 0 \\ 0 & \left(\frac{15}{s+15}\right)^2 \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

Case 2 として角度応答に対応する $M_d^{(22)}$ にムダ時間の調整パラメータ L を加えて

$$\text{Case 2 : } M_{d2} = \begin{bmatrix} \frac{15}{s+15} & 0 \\ 0 & \left(\frac{15}{s+15}\right)^2 e^{-Ls} \end{bmatrix} \quad (4.14)$$

とする。

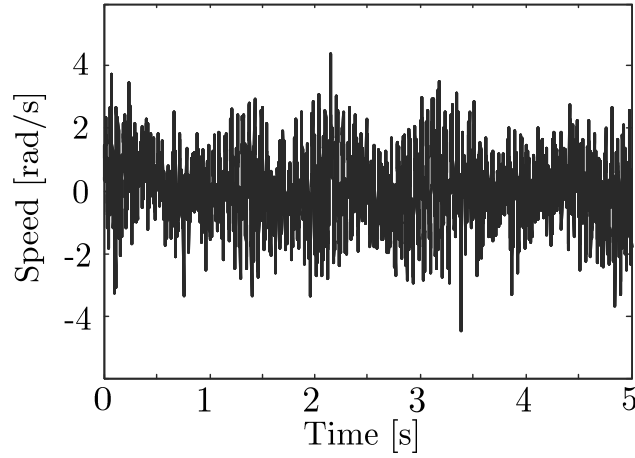

 図 4.10: プーリ速度 ω に重畳する観測ノイズ

表 4.1: 調整された制御器パラメータ

parameters	Case 1	Case 2
$\rho_P^{(11)}$	0.00290	0.00298
$\rho_I^{(11)}$	0.355	0.319
$\rho_P^{(12)}$	-0.124	-0.0329
$\rho_I^{(12)}$	-11.5	-7.06
$\rho_P^{(21)}$	0.0109	0.0107
$\rho_I^{(21)}$	0.00659	0.00993
$\rho_P^{(22)}$	0.124	0.0329
$\rho_I^{(22)}$	11.5	7.06

4.2.3 調整結果

PSO の設定は繰り返し回数は $N = 60$, 粒子の総数は $K = 150$ として 30 個 \times 5 グループに分割して与えた。初期位置と初期速度は調整前の初期値を参考にして乱数で設定した。ムダ時間は調整前に閉ループ系を実験した経験から長くても 200 ms と見積もられているものとし, L の探索範囲は 50 ~ 200 ms とする。重みは Constriction Method ($c_1 = 0.729$, $c_2 = c_3 = 1.4955$) に基づいて設定した。

調整結果を図 4.11 および 4.12 に示す。ノイズを後処理して除去した波形を載せている。図 4.13 には比較のために角度応答の一部を拡大して示す。 $L = 86$ ms であった。(4.8) 式にしたがって制御入力の変動 J_u を比較すると, Case 1 では $J_u = 3.86 \times 10^{-6}$

であったのに対して Case 2 では $J_u = 3.19 \times 10^{-6}$ と低減されている。PI パラメータについても、Table 1 に示すように角度応答に関与する $\rho^{(12)}$ および $\rho^{(22)}$ が Case 1 より Case 2 のほうが小さくなっている。また、非干渉制御のための関係式 $\rho^{(11)} = \rho^{(21)}$, $\rho^{(12)} = -\rho^{(22)}$ も実現されており、実際に図 4.11, 4.12 を見ても出力の変化が互いに干渉していない。これは評価関数に相互を用いたことで、データに含まれるノイズの影響を受けずに更新中のパラメータを正しく評価できたことが起因していると考えられる。

評価値は $J(\rho) = 736$, $J(\hat{\rho}) = 737$ であり同等の値となっているが、角度応答に注目して出力誤差の実測値の二乗和平均 J_{OE} を (4.7) 式にしたがって算出する。Case 1 では $J_{OE} = 1.12 \times 10^{-3}$ であったのに対して Case 2 では $J_{OE} = 0.625 \times 10^{-3}$ であった。Case 1 では PI 制御器という低次数な構造に対する準最適パラメータは導出され、目標値追従性が初期制御器に比べて改善された。しかしムダ時間をもち動特性が複雑な角度応答に対しては改善の余地がある調整結果となっている。それに対して Case 2 では制御器構造をそのままに、参照モデルのパラメータも同時調整することで出力誤差を低減できた。

Case 2 の探索では、 ρ_{60}^{Lb3} が最終的な解として評価され、他の上位層に属する粒子はすべて最終的な解 ρ_{60}^{Lb3} の近傍に、下位層に属する粒子は 64.7 % が ρ_{60}^{Lb3} の近傍に収束した。このときのローカルベストの評価値の履歴を常用対数にて図 4.14 に示す。十分に小さな値に収束しており、実用上は十分、実装に値する準最適解が得られている。Case 1 についても同様のことが言える結果が得られる。

Case 3 として、比較のために Case 1 と同様の条件でガウス・ニュートン法で PI パラメータを求めようと試みた。しかし、更新中に制御器の逆システムが不安定極をもち擬似参照信号が発散するため、準最適解まで到達できなかった。初期値を試行錯誤しながら設定することで回避することも期待できるが、本実験のように調整パラメータが多いと困難である。PSO を用いてこの問題点を回避しながら多変数制御器と参照モデルを同時に調整し、実システムに対しても有効なパラメータを発見することができた。

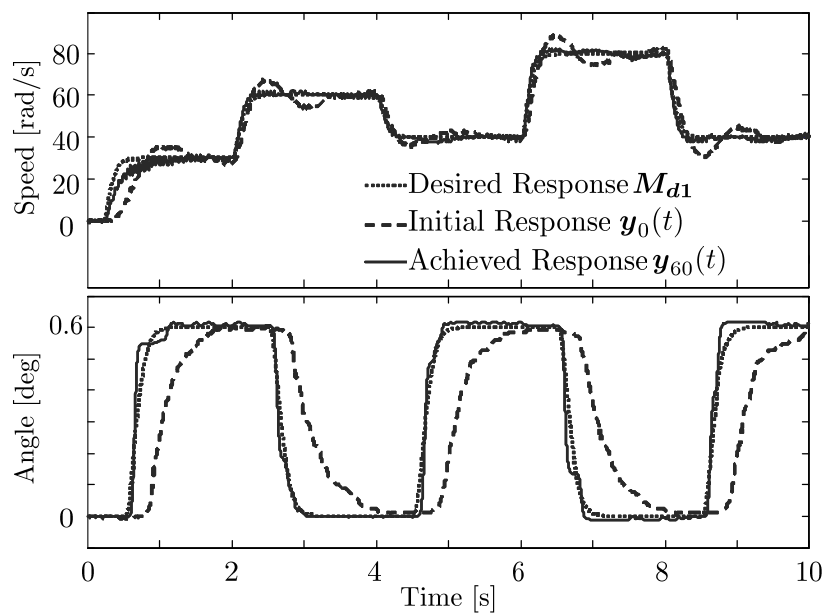


図 4.11: Case 1 の調整結果

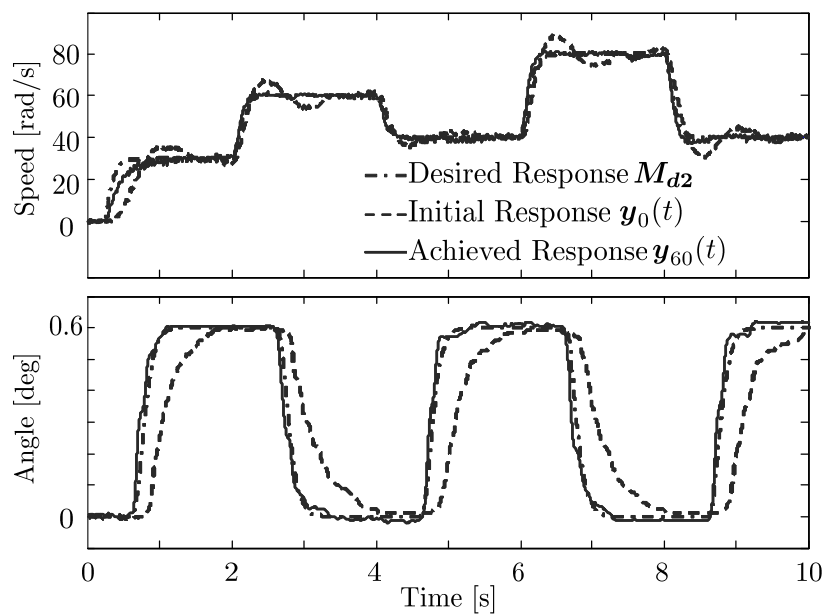


図 4.12: Case 2 の調整結果

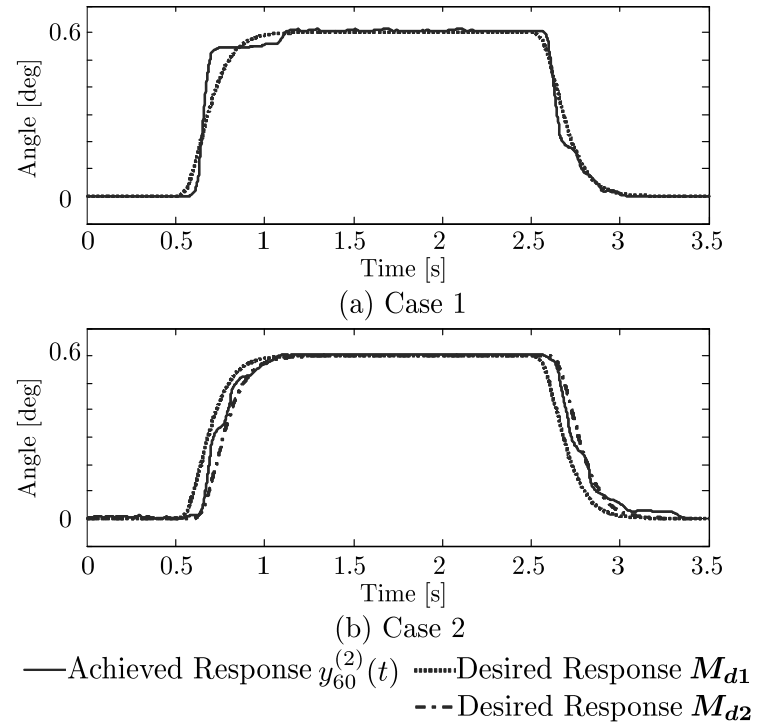


図 4.13: Case 1 と Case 2 の立ち上がりの比較

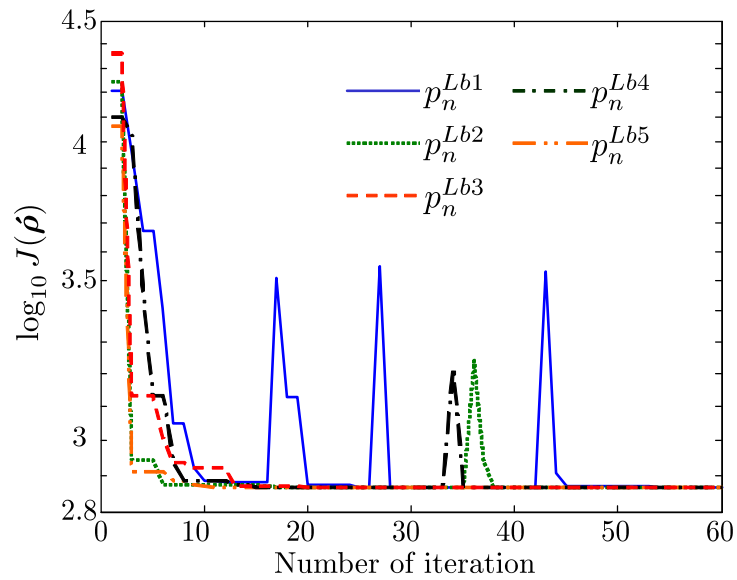


図 4.14: ローカルベストの評価値の更新履歴

第5章 閉ループ系の安定性を考慮した パラメータ更新

本章では閉ループ系の安定性をデータから判別する方法，およびガウス・ニュートン法と PSO での更新に安定性判別を組み合わせるアルゴリズムを述べる。

5.1 安定性の判別方法

調整された制御器 $C(\rho)$ により構成される閉ループ系を，参照モデルを実現する理想制御器 C^* を用いて表現すると図 5.1 のブロック線図を得る。理想制御器と調整された制御器との差を変動として扱い，加法的変動に対するロバスト安定化問題とみなす。このとき閉ループ系の安定性の十分条件は w から z までの一巡伝達関数を考え，小ゲイン定理を用いた若干の計算から以下の不等式で与えられる。

$$\begin{aligned}\delta_{\text{ideal}} &= \|(I + PC^*)^{-1}P(C^* - C(\rho))\|_{\infty} \\ &= \|M_d - (I - M_d)PC(\rho)\|_{\infty} < 1\end{aligned}\tag{5.1}$$

したがって等価な図 5.2 に示すブロック線図を得る。調整された制御器が理想制御器の特性から離れていると (5.1) 式を満たさなくなる。これを評価するためには入出力データ組 $(w(t), z(t))$ が取得できたとして，その伝達特性の最大値を算出できればよい。これに利用できる定理が Model Validation の知見として文献 [13] に示されている。

[定理] 取得した有限個の離散時間入出力データ組 $(w(t), z(t))(t = 0, \dots, N_d - 1)$ が

$$z(t) = G(q)w(t), \|G(q)\|_{\infty} \leq \delta\tag{5.2}$$

の入出力データとなるような $G(q)$ が存在するための必要十分条件は

$$Z^T Z \leq \delta^2 W^T W\tag{5.3}$$

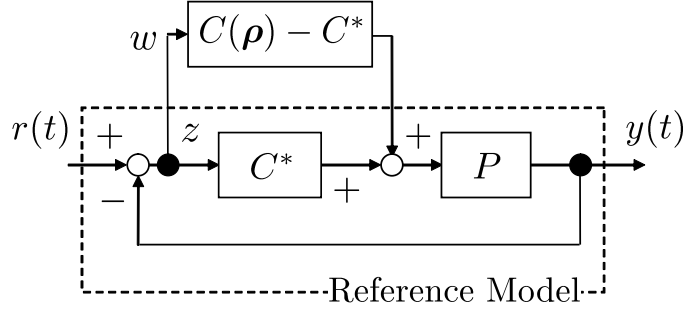
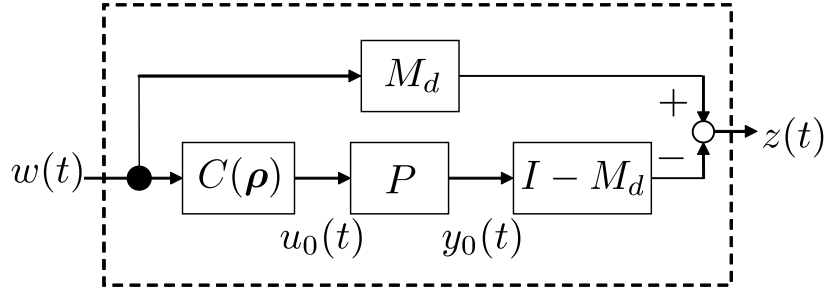


図 5.1: 理想制御器を用いた閉ループ系の表現


 図 5.2: H_∞ ノルムを推定すべき入出力関係

が成立することである。ここで W は入力データ $w(t)$ から

$$W = \begin{bmatrix} w(0) & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ w(1) & w(0) & 0 & \cdots & 0 \\ w(2) & w(1) & w(0) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w(N_d - 1) & w(N_d - 2) & w(N_d - 3) & \cdots & w(0) \end{bmatrix} \quad (5.4)$$

と構成されるテプリッツ行列であり, Z は出力データ $z(t)$ から同様に構成されるテプリッツ行列である。ここで (5.3) 式は

$$\bar{\sigma}[Z(W^T W)^{-\frac{1}{2}}] \leq \delta \quad (5.5)$$

と書き換えられることが知られている。ここで $\bar{\sigma}[\cdot]$ は最大特異値を表す。

$\delta_{\text{estimated}} = \bar{\sigma}[Z(W^T W)^{-\frac{1}{2}}]$ を安定性判別の指標とする。図 5.2 における入出力データ組 $(w(t), z(t))$ から $\delta_{\text{estimated}}$ を算出して 1 未満になるかを判別する。しかし数式モデルは未知で取得している情報は $(u_0(t), y_0(t))$ だけである。MIMO システム適用する場合も考えると $C(\rho)$ と P を入れ替えることはできず $w(t)$ は未知なままである。そこで

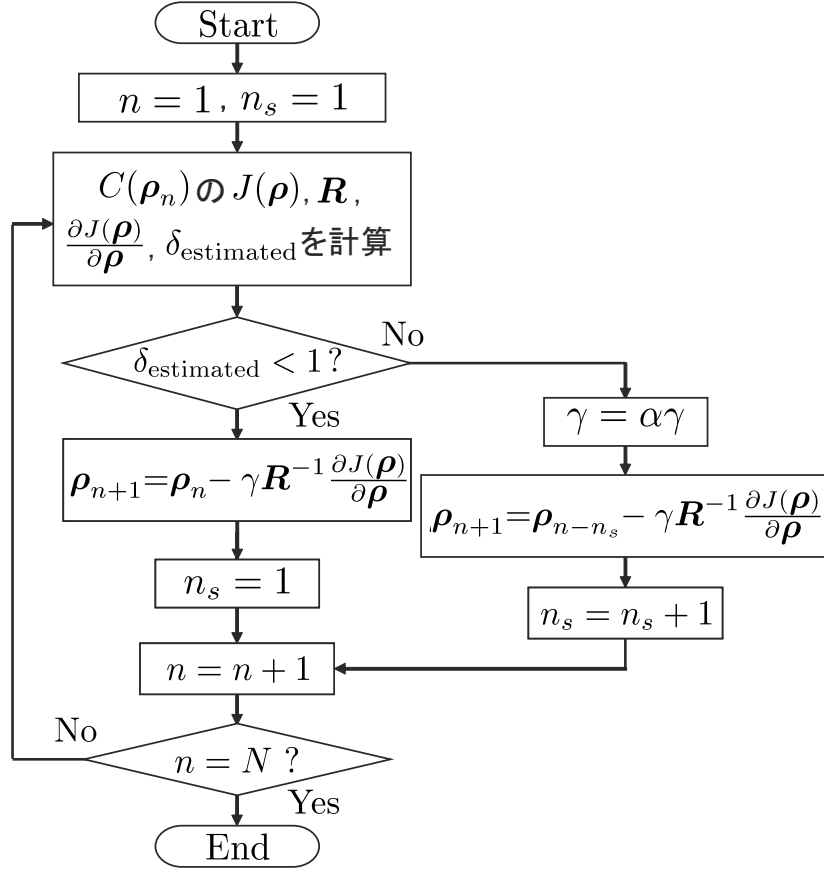


図 5.3: ガウス・ニュートン法に安定性判別を組み込んだアルゴリズム

擬似参照信号のアイデアより $w(t) = C^{-1}(\rho)u_0(t)$ として $w(t)$ を生成すると, $z(t)$ は $z(t) = M_d w(t) - (I - M_d)y_0(t)$ と求めることができる。こうすることでデータを取り直すことなく, 取得済みのデータ $(u_0(t), y_0(t))$ のみを用いて $(w(t), z(t))$ を取得できオフラインで繰り返し (5.5) 式を用いた判別を実装を行うことなく実行できる。なお, この判別方法は SISO システムへの適用に限定されるものではなく, $i \times i$ の正方な多入力多出力システムに対しても (5.4) 式を $w(t) = [w^{(1)}(t), \dots, w^{(i)}(t)]^T$ とすることで適用できる。

5.2 ガウス・ニュートン法への安定性判別の組み合わせ

評価関数 $J(\rho)$ の最適化にガウス・ニュートン法を用いる場合のパラメータ更新式は

$$\rho_{n+1} = \rho_n - \gamma R^{-1} \frac{\partial J(\rho)}{\partial \rho} \Big|_{\rho=\rho_n} \quad (5.6)$$

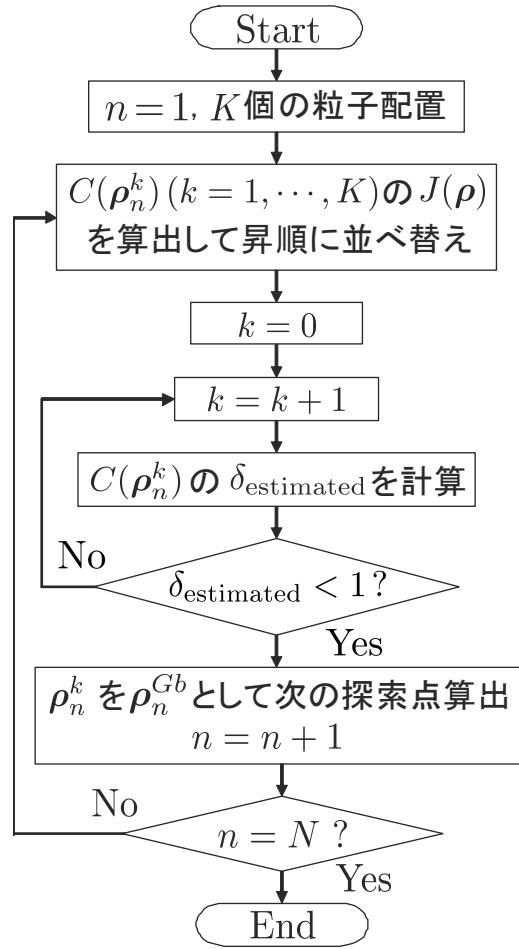


図 5.4: 粒子群最適化に安定性判別を組み込んだアルゴリズム

である。 R は Hessian, γ は収束速度を調節する 1 未満のステップ幅であり, この任意定数に安定性判別の結果を反映させる。調整された制御器 $C(\rho_n)$ を用いたときの $\delta_{\text{estimated}} \geq 1$ となった場合, 最後に $\delta_{\text{estimated}} < 1$ となった制御器 $C(\rho_{n-n_s})$ に対してステップ幅 γ を小さくして更新しなおす (n_s 回前に評価したパラメータが最後に $\delta_{\text{estimated}} < 1$ となったパラメータとする)。図 5.3 のように $\gamma = \alpha\gamma$ ($\alpha < 1$) とすればよい。

このように更新式に陽に安定性制約を組み込むわけではないが, 図 5.3 の手順をオフラインで繰り返すことで評価関数を最小化しつつ安定な方向へのパラメータ更新ができる。なお, 更新の結果 $J(\rho_{n+1}) > J(\rho_n)$ のように評価値が大きくなった場合も同様に $\gamma = \alpha\gamma$ ($\alpha < 1$) として更新しなおすが, 図 5.3 では省略している。

5.3 PSO への安定性判別の組み合わせ

PSO に組み合わせるにはグローバルベスト ρ_n^{Gb} に判別結果を反映させる。PSO ではグローバルベストとして選択された粒子の周辺に群れが収束するように探索を行うため、グローバルベストが不安定化するパラメータであってはならない。そこで評価値が最小であればその粒子をグローバルベストとするのではなく、 $\delta_{\text{estimated}} < 1$ になる中で評価値を最小とする粒子を ρ_n^{Gb} とする。アルゴリズムとしてはすべての粒子を評価値について昇順で並べ替え、順に $\delta_{\text{estimated}}$ を評価して最初に 1 未満となった粒子を ρ_n^{Gb} として選択すればよい。アルゴリズムを図 5.4 に示す。こうして粒子群は不安定化し得るパラメータを避けながら安定な範囲に向い、評価値を最小化するパラメータを探索する。安定化を考慮に入れながら PSO を用いてモデルフリー制御器設計法を適用した事例は FRIT [10] に対して田坂らの研究でも報告されているが [12]，本手法では更新ごとに安定性を判定しながら安定化するという点が根本的に異なっている。

第6章 セーフアップデートの検証

6.1 シミュレーション

数値例にて安定性の指標 δ の推定値と理論値を比較することで、前章のセーフアップデートによって不安定化が回避できることを示す。

6.1.1 シミュレーション条件

制御対象は二慣性共振系の速度制御系を模擬した数式モデルに対してムダ時間を付加した (6.1) 式とした。

$$P = \frac{4964s^2 + 3.476 \times 10^4 s + 4.089 \times 10^6}{s^4 + 76.33s^3 + 2120s^2 + 1.057 \times 10^5 s + 6334} e^{-0.03s} \quad (6.1)$$

この数式モデルは入出力データの取得と δ_{ideal} を算出するためだけに用いており、制御器設計には陽に考慮しない。なお、例として1入力1出力システムを扱うが、本手法は $i \times i$ の正方な多入力多出力システムにも適用可能である。サンプリングタイム $T_s = 5$ ms で離散化して扱う。

制御器は (4.12) 式と同様の PI 制御器であり、調整および推定に用いる調整前の初期制御器による閉ループ系の出力データを図 6.1 に示す。データ数は $N_d = 1001$ 、評価関数の相関をとるデータシフト数は $l = 50$ である。一度取得したこの閉ループ入出力データのみを用いて制御器調整も安定性判別も同時に行えることに注目されたい。このような応答を示す閉ループ系について参照モデル

$$M_d = \left(\frac{30}{s + 30} \right)^2 \quad (6.2)$$

の応答に近づけるべく PI パラメータを調整する。これは制御対象がムダ時間をもっていても関わらず、それを考慮せずに速い応答に調整しようとした場合に相当する。このとき、セーフアップデートを利かせずに更新したケースを Case 1、セーフアップデートを利かせて更新したケースを Case 2 として比較することで有効性を示す。

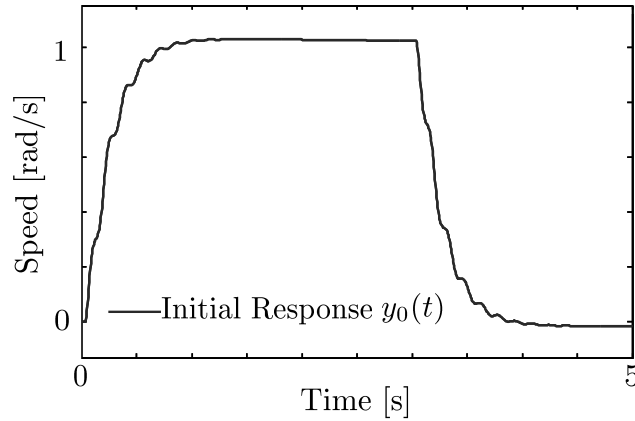


図 6.1: 調整および推定に用いた閉ループ出力データ

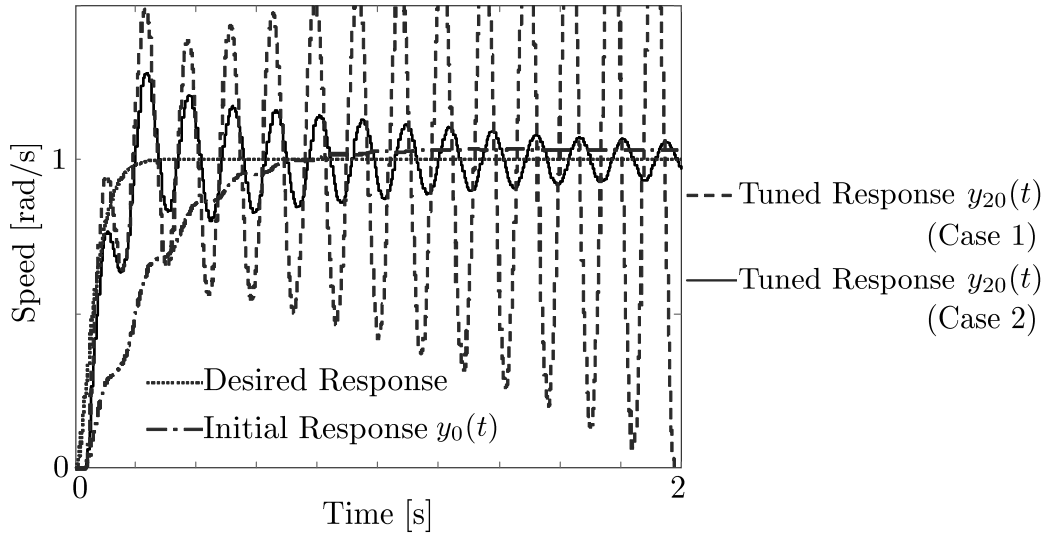
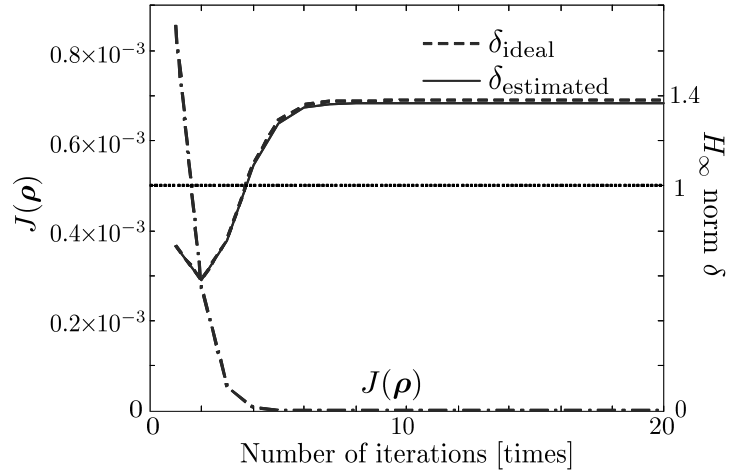
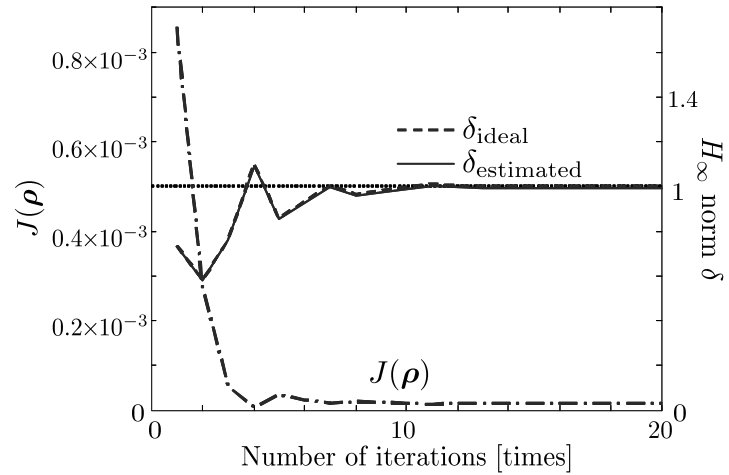


図 6.2: 調整後のステップ応答 (ガウス・ニュートン法)

6.1.2 ガウス・ニュートン法によるシミュレーション結果

パラメータ更新則における任意定数は $\gamma = 0.8$, $\alpha = 0.5$ として, 評価値が十分に小さな値に収束するまで 20 回のパラメータ更新を行った。調整後の PI 制御器によるステップ応答を図 6.2 に示す。また, Case 1 と 2 における更新ごとの評価値 $J(\rho)$ および δ の理論値 δ_{ideal} と推定値 $\delta_{\text{estimated}}$ の履歴をそれぞれ図 6.3, 6.4 に示す。

図 6.2 より, Case 1 では応答が発散しているのに対して Case 2 では応答が振動的ではあるが目標値に対して収束に向かっており安定性が保たれている。Case 1 では $[\rho_p, \rho_i]^T = [0.37, 0.0011]^T$, Case 2 では $[\rho_p, \rho_i]^T = [0.29, 0.012]^T$ であった。調整前と調整後の応答を比較するために (4.7) 式にしたがって J_{OE} を算出する。調整前は $J_{\text{OE}} = 13.6$


 図 6.3: Case 1 の評価値および δ_{ideal} ・ $\delta_{\text{estimated}}$ の更新履歴 (ガウス・ニュートン法)

 図 6.4: Case 2 の評価値および δ_{ideal} ・ $\delta_{\text{estimated}}$ の更新履歴 (ガウス・ニュートン法)

であるのに対して調整後の Case 2 では $J_{\text{OE}} = 5.05$ であった。振動的な応答に調整されているが出力誤差の 2 ノルムを最小化するという問題に対しては改善できた。

図 6.3 , 6.4 より δ の理論値と推定値については若干の誤差があるが同じ傾向を示しており, ある程度のマージンを見込めば安定性の判別に十分利用できる。この推定値の精度はデータ長をより長くすることで改善が期待できる。Case 2 では 4 回目の更新で δ が 1 を超えているため ρ_4 は解の候補から却下され, 5 回目の更新で任意定数 γ を小さくして ρ_3 に対して更新しなおした結果, $\delta < 1$ を保ちながら更新できている。安定性の十分条件を満たすかぎりでも最も評価値を小さくするパラメータをガウス・ニュートン法で導出できた。

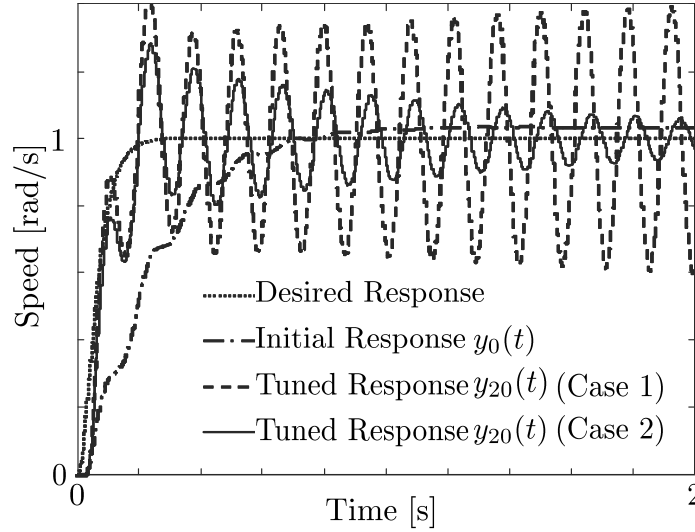


図 6.5: 調整後のステップ応答 (PSO)

6.1.3 PSO によるシミュレーション結果

繰り返し回数は $N = 20$, 粒子の総数は $K = 10$, 粒子の初期の位置と速度は調整前の制御器パラメータを参考に乱数で与えた。粒子群の更新式における重みは Constriction Method ($c_1 = 0.729$, $c_2 = c_3 = 1.4955$) である。

調整後の PI 制御器によるステップ応答を図 6.5 , 各世代においてグローバルベストとして選択されたパラメータの評価値 $J(\rho)$ および δ の理論値 δ_{ideal} と推定値 $\delta_{\text{estimated}}$ の履歴を図 6.6 , 6.7 に示す。図 6.2 より Case 1 では応答が発散しているのに対して Case 2 では不安定化を回避しながら目標値に収束する応答を得た。Case 1 では $[\rho_p, \rho_i]^T = [0.35, 0.0098]^T$, Case 2 では $[\rho_p, \rho_i]^T = [0.29, 0.011]^T$, 調整前は $J_{\text{OE}} = 13.6$, Case 2 では $J_{\text{OE}} = 5.04$ でありガウス・ニュートン法を用いた前節とほぼ同様の結果となった。調整パラメータが少ない例であるためガウス・ニュートン法を用いた前節の結果と明確な差はないが、出力誤差の 2 ノルムを最小化する問題を扱って閉ループ系が不安定化する事例において、PSO と安定性判別を組み合わせたアルゴリズムによる有効性を示した。Case 2 で応答が振動的になっていることは評価関数や調整パラメータの変更により改善の余地があると考えられる。

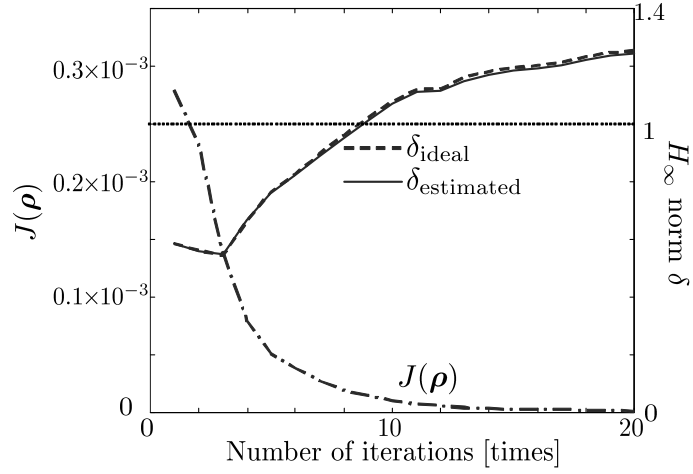


図 6.6: Case 1 の評価値および $\delta_{\text{ideal}} \cdot \delta_{\text{estimated}}$ の更新履歴 (PSO)

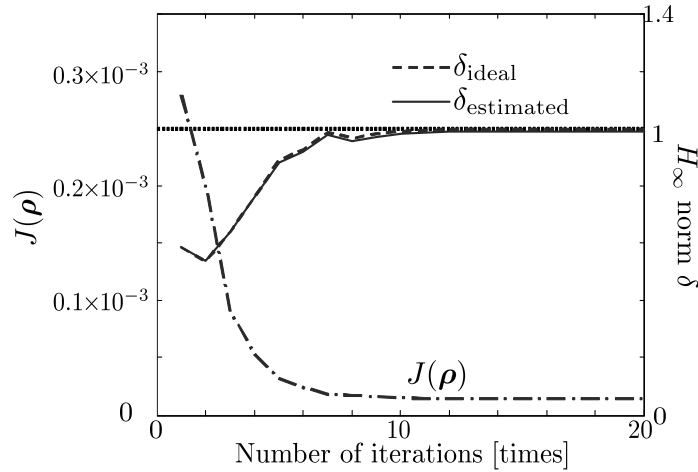


図 6.7: Case 2 の評価値および $\delta_{\text{ideal}} \cdot \delta_{\text{estimated}}$ の更新履歴 (PSO)

6.2 実機実験

1 入力 1 出力の実機に実装することで、セーフアップデートによるパラメータ調整が実システムに対しても有効であることを示す。例として 1 入力 1 出力システムを扱うが、本手法は $i \times i$ の正方な多入力多出力システムにも適用可能である。

6.2.1 実験条件

制御対象として扱う二慣性共振系実験装置の外観を図 6.8 に示す。

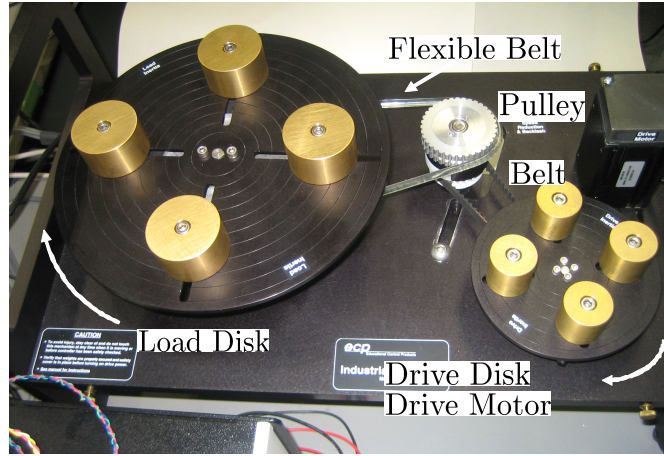


図 6.8: 二慣性共振系速度制御実験装置

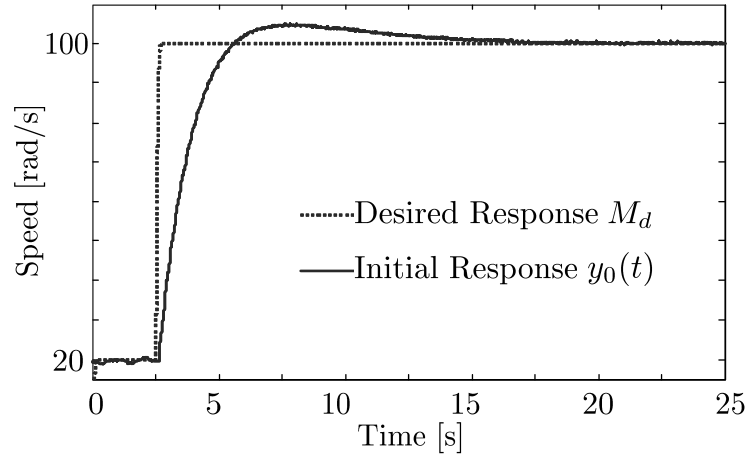


図 6.9: 調整および推定に用いた閉ループ出力データ

6.2.2 実験結果

サンプリングタイムは $T_s = 5 \text{ ms}$ である。プログラム上で制御対象の出力を 20 ステップ遅らせることで仮想的に 100 ms のムダ時間を制御対象に付加している。ただし制御器設計には陽に考慮しない。制御器は (4.12) 式と同様の PI 制御器であり，調整および推定に用いる調整前の初期制御器による閉ループ系の出力データを図 6.9 に示す。データ数は $N_d = 5000$ ，評価関数の相関をとるデータシフト数は $l = 300$ である。参照モデルは

$$M_d = \left(\frac{40}{s + 40} \right)^2 \quad (6.3)$$

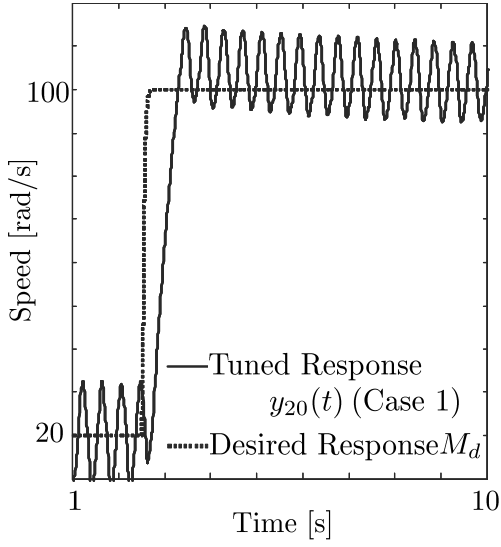


図 6.10: Case 1 の調整結果

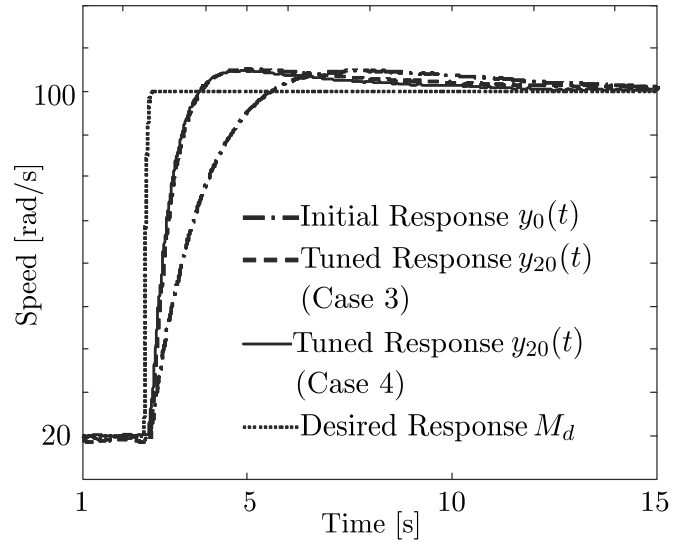


図 6.11: Case 3 と 4 の調整結果

表 6.1: 各 Case の調整結果

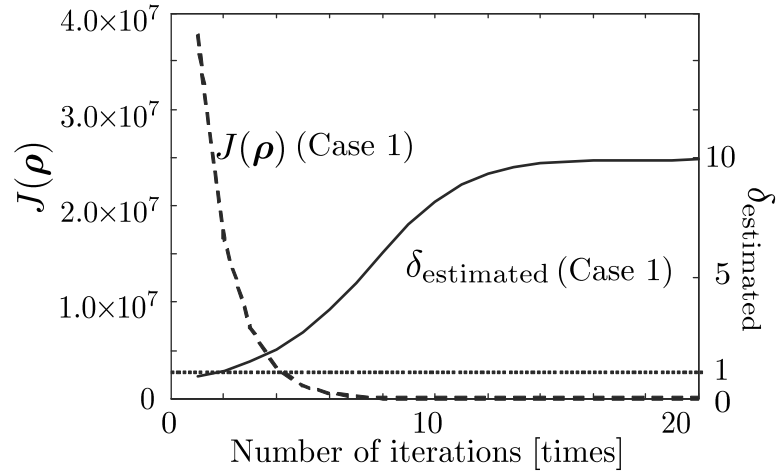
	$C(\rho_0)$	Case 1	Case 2	Case 3	Case 4	Case 5
最適化法	-	勾配法	PSO	勾配法	PSO	勾配法
安定性判別	-	なし	なし	あり	あり	あり
比例ゲイン	0.035	0.63	0.63	0.049	0.049	0.048
積分ゲイン	0.008	0.13	0.13	0.013	0.014	0.0021
評価値 $J(\rho)$	37.3×10^6	59	59	8.8×10^6	6.2×10^6	5.9×10^8
出力誤差の二乗和 J_{OE}	153.3	134.8	134.8	66.7	65.9	113.1

とした。これは制御対象がムダ時間をもっているにも関わらず、それを考慮せずに速い応答に調整しようとした場合に相当する。比較のために

- Case 1 : ガウス・ニュートン法による更新でセーフアップデートなし
- Case 2 : PSO による更新でセーフアップデートなし
- Case 3 : ガウス・ニュートン法による更新でセーフアップデートあり
- Case 4 : PSO による更新でセーフアップデートあり

の 4 通りで実験を行うことで有効性を示す。

Case 1 と 3 における更新式のステップ幅は $\gamma = 0.2$, $\alpha = 0.5$, 更新の初期値は $[\rho_p, \rho_i]^T = [0.035, 0.01]^T$ とした。PSO における粒子の総数は $K = 20$, 粒子の初期


 図 6.12: Case 1 におけるの評価値および $\delta_{\text{estimated}}$ の更新履歴

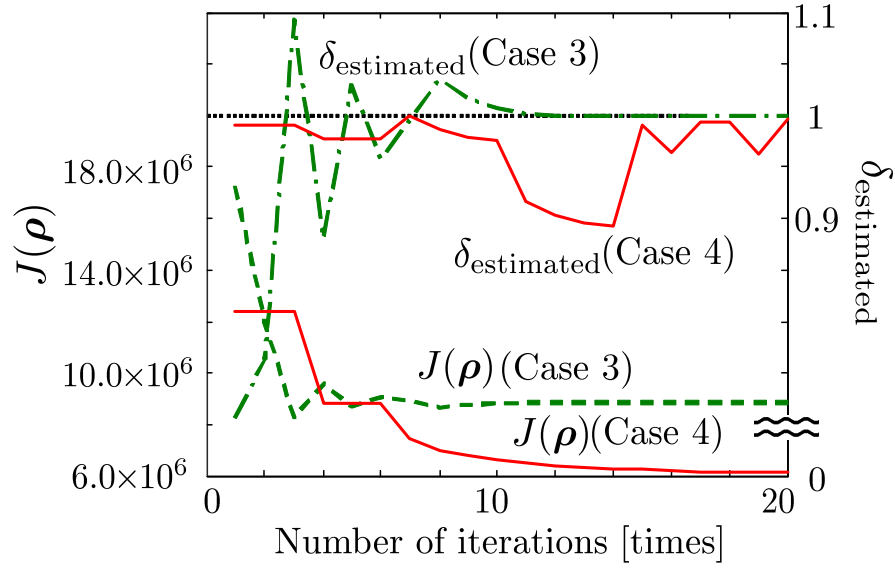
の位置と速度は調整前の制御器パラメータを参考に乱数で与えた。粒子群の更新式における重みはグローバルベスト周辺に収束しやすくなるよう慣性 ω の重みが小さくなっていき、 c_1 、 c_2 に重きを置いた Linearly Decreasing Inertia Weight Method [11] を適用した。 $\omega_{\max} = 0.9$ 、 $\omega_{\min} = 0.4$ として、

$$\omega_n = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{N}n \quad (6.4)$$

で表され、 $c_1 = c_2 = 1.5$ である。繰り返し回数は $N = 20$ とした。

調整後の PI 制御器によるステップ応答を図 6.10、6.11 に、Case 1 の各指標の更新履歴を図 6.12、Case 3 と 4 の更新履歴を図 6.13 にそれぞれ示す。Case 2 は表 6.1 に示すように Case 1 と同様の結果を得たので省略する。Case 1 では応答が持続振動を示している。参照モデルや制御器構造の設定が結果的に達成不可能であるにも関わらず、出力誤差の 2 ノルムを最小化する問題を解くだけでは実装上の観点から有効な結果は得られない。これに対して Case 3 と 4 ではセーフアップデートにより振動的な応答になることが回避され、調整前の制御器よりも早く目標値に収束する応答を得た。Case 3 と 4 では図 6.11 と表 6.1 から同等のパラメータが得られている。

本実験でガウス・ニュートン法でも PSO と同等の解を発見できたのは試行錯誤的に良い初期値を設定できたからである。実際に Case 5 として更新の初期値を Case 3 とは異なる $[\rho_p, \rho_i]^T = [0.01, 0.0005]^T$ として更新した結果を図 6.14、6.15 に示す。振動的な応答は防げているが、Case 3 や 4 と比べて良好な応答ではない。表 6.1 から初期値に依存して準最適解までたどり着けていないと考えられる。図 6.16 に導出された解近傍における $J(\rho)$ の解空間と $\delta_{\text{estimated}}$ が 1 をこえる境界線、および勾配が向っている方向


 図 6.13: Case 3 と 4 におけるの評価値および $\delta_{\text{estimated}}$ の更新履歴

のベクトルを示す。 $\delta_{\text{estimated}}$ が 1 をこえる方向へと更新が進もうとしているため、その境界線にて更新が止まっている。このようにセーフアップデートによって $J(\rho)$ に加えて $\delta_{\text{estimated}}$ にも従いながらの更新となるため、局所解にトラップされやすくなる。そのためセーフアップデートを組み合わせる場合には PSO に変更することがより必要となる。調整パラメータが増えると $J(\rho)$ だけを考えても多峰性が強くなり局所解が増えと考えられるため、この問題はより顕著になる。

このように初期値依存性を緩和して閉ループ系の安定性を保ちながら追従性を改善できる FCbT の有効性を実証できた。

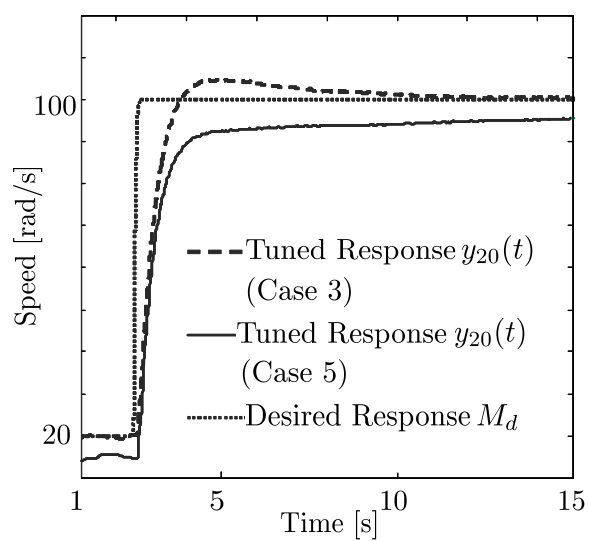


図 6.14: Case 5 の調整結果

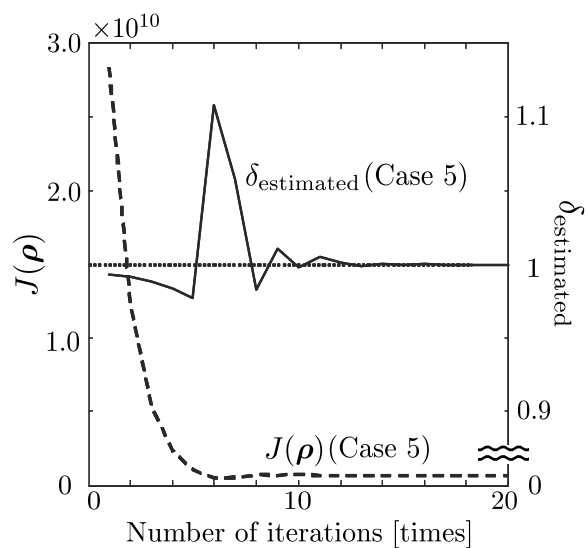


図 6.15: Case 5 の更新履歴

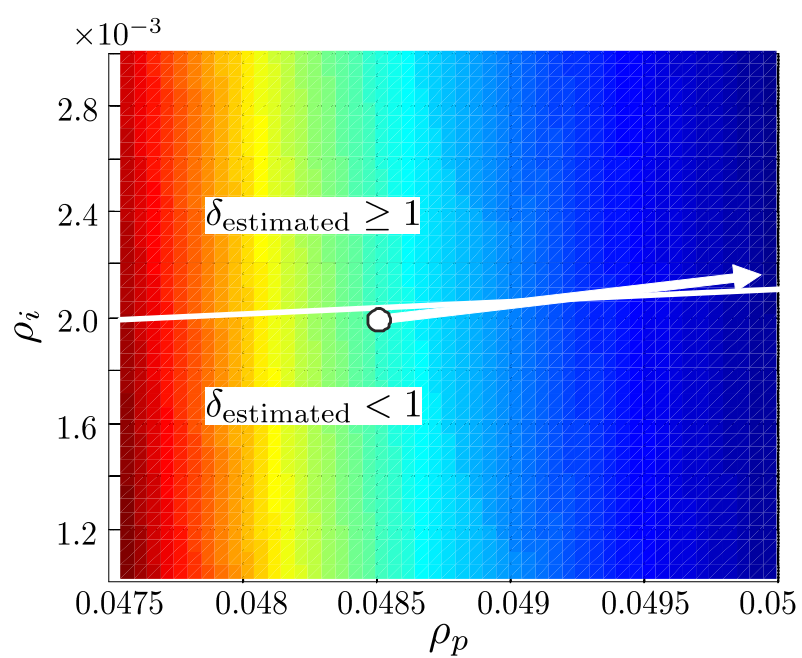


図 6.16: Case 5 で導出された解近傍の空間

第7章 結言

PSOにより解の収束性を改善し、セーフアップデートにより閉ループ系の安定性を考慮したFCbTを提案した。そして数値例および実システムに対して検証を行い、有効性を示した。

まず、安定性は考慮していないが達成可能な参照モデルや制御器構造が設定されているという前提のもと、PSOを用いたFCbTによってパラメータ調整する有効性を数値例および張力・速度制御装置に適用して実証した。多変数制御器に限らず参照モデルも可調整とする場合のように調整パラメータが増えても、十分実装に値するパラメータを発見できる。粒子群最適化（特に階層分割型のような工夫を加えた粒子群最適化）を実システムへ、モデルフリー制御器設計法を多入力多出力の実システムへと適用した報告例は少なく、本論文の結果がそれぞれの実用化に寄与するものと期待する。

また、セーフアップデートによって安定性を保ちながら目標値追従性を改善できることを、数値例およびムダ時間を有した二慣性共振系に適用して実証した。調整された制御器によって閉ループ系が安定化されるかが実装するまでわからなかったFCbTにとって実装上の観点から有意義である。第6章のPSOにセーフアップデートを組み合わせで行った実験結果は、研究背景で述べた2つの課題を解決する。

従来のFCbTは達成可能な参照モデルや制御器構造にある程度の知見があり、かつ準最適解の近傍に更新の初期値を設定できているという状況のもとで有効性を主張していた。しかし本手法における拡張はこれらの制限を緩和し実用化に寄与するものと期待する。

今後の課題としては第一にMIMOシステムへの適用が挙げられる。第6章での検証はSISOシステムに対して調整パラメータの少ない事例を扱っている。一方、PSOを用いることの利点は調整パラメータが増えたときにそこ発揮されるものであり、FCbTのアルゴリズムや安定性判別方法はSISOシステムへの適用に限定されるものではないからである。第二に、安定性判別方法におけるデータに含まれるノイズの影響の除去である。FCbTの評価関数はノイズが含まれていても影響を除去できるが、本論文の安定性判別方法はノイズの影響を考慮していないからである。他にも非最小位相システムや非正方システムへの適用も大きな課題である。

参考文献

- [1] 若山，弓場井，平井：一組の閉ループ実験データによる相関係数を利用した多変数制御器調整，計測自動制御学会論文誌，Vol.43，No.5，pp.391–399 (2007)
- [2] 宇佐見，弓場井，平井：制御対象の入出力データを用いた最小二乗法による相関に基づく多変数制御器の調整 張力・速度制御装置に対する適用，電気学会論文誌 D 部門，Vol.130，No.7，pp.881–889 (2010)
- [3] K.van Heusden, A.Karimi and D.Bonvin: “Data-driven controller tuning with integrated stability constraint”, in 47th IEEE Conference on Decision and Control, Cancun, Mexico, pp.2612–2617 (2008)
- [4] J. Kennedy and R. Eberhart: “Particle Swarm Optimization”, Proceedings of IEEE the International Conference on Neural Networks, pp.1942–1948 (1995)
- [5] M.G. Safonov and T.C. Tsao: “The unfalsified control concept and learning”, IEEE Transactions on Automatic Control, Vol. 42, No. 6, pp.843–847 (1997)
- [6] A. Karimi, L. Mišković and D. Bonvin: “Iterative correlation-based controller tuning”, International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, Vol.18, No.8, pp.645–664 (2004)
- [7] 木下，石亀，安田：階層構造を考慮した Particle Swarm Optimization，電気学会研究会資料，IIC-09-14，pp.73–78 (2009)
- [8] 宮川，斎藤：拡張-収縮粒子群最適化の基本特性，電子情報通信学会技術研究報告，Vol.107，No.185，pp.43–46 (2007)
- [9] Wellstead P. E: Introduction To Physical Modelling Systems; Academic Press (1979)
- [10] 安田，増田：規範モデルのむだ時間同定機能を有した FRIT 法による PID ゲイン調整，電気学会研究会資料，IIC-08-159，pp.55–58 (2008)

第 7 章 結言

- [11] 安田，石亀：非線形計画アルゴリズム 実用の観点から，システム/制御/情報，Vol.50，No.9，pp.344–349 (2006)
- [12] 田坂，加納，小河，増田，山本：閉ループデータに基づく直接的 PID 調整とその不安定プロセスへの適用，システム制御情報学会論文誌，Vol.22，No.4，pp.137–144 (2009)
- [13] K. Poolla, P. Khargonekar, A. Tikku, T. Krause and K. Nagpal: A Time-Domain Approach to Model Validation; IEEE Transactions on Automatic Control, Vol. 39, No. 5, pp.951–959 (1994)

謝辞

本論文は筆者の三重大学大学院 工学研究科 博士前期課程 電気電子工学専攻在学中における研究活動の成果を纏めたものであります。

本研究の遂行および本論文の作成にあたり、熱心な御指導と適切な御意見を賜りました三重大学教授 平井 淳之先生に深く感謝いたします。また先生には機会のある度に研究者、技術者、そして社会人の先輩としてたいへん貴重な御意見を頂き、併せてこの場を借りて感謝いたします。

本研究の遂行および本論文の作成にあたり、適切な御指導と御助言を頂きました同大学准教授 弓場井 一裕先生に深く感謝いたします。また日頃から本研究の遂行および学生生活において、貴重な御意見を頂きました同大学准教授 駒田 諭先生、同大学技術職員 中村 勝氏に深く感謝いたします。

本論文の作成にあたり、貴重な御指導と御意見を頂きました同大学教授 石田 宗秋先生、同大学准教授 残間 忠直先生に深く感謝いたします。

本研究の遂行にあたり、制御理論グループの先輩として親身な御指導を頂きました同大学院卒業生 藪井 将太氏、片山 周氏、宇佐見 秀徳氏、上村 章仁氏に感謝いたします。先輩方には私事においても御指導を頂き、深く感謝いたします。

研究室の同期として時には切磋琢磨し合い、時には互いを励まし合い、また時には馴れ合いながら研究を遂行してきた臼井 伸充君、奥村 文博君、杉野 貴基君、鈴木 克哉君、水谷 彰孝君、山口 敦由君には、共に研究室での生活が楽しく有意義に過ごせたことに感謝いたします。そして同じ研究グループとして共に研究を進め、貴重な経験を頂いた北村 政仁君、川北 将大君、寺田 真也君、長坂 太郎君、山本 真資君、石崎 将崇君、荻田 拓君、杉本 由起さん、西口 佳孝君、吉田 和晃君に感謝いたします。

また、何かと至らない自分を受け入れ、多くのご協力を頂き、学部から大学院までの三年間の研究生活を充実したものにしてくれた電機システム研究室の皆さんに深く感謝いたします。電機システム研究室の更なる発展を心より願っております。

最後に、大学院まで進学する機会を与えて下さり、さらには何一つ不自由なく学生生活を送らせて頂いた家族に心から深く感謝いたします。

論文目録

- (1) 藤井，弓場井，平井：「1組の閉ループ入出力データによるMIMOシステムに対する制御器パラメータの直接調整法の実装と性能評価」，平成21年電気学会産業応用部門大会論文集，Y-56 (2009.8) (YPC 優秀発表賞受賞)
- (2) H.Fujii, K.Yubai, J.Hirai: “ Implementation of Direct Parameters Tuning Method for Multivariable Controller Using a Couple of Closed-loop I/O Data ”, 35th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, PC-026778 (2009.11)
- (3) 藤井，弓場井，平井：「粒子群最適化を用いた閉ループデータに基づく多変数制御器の直接調整」，平成22年電気関係学会東海支部連合大会論文集，O1-6 (2010.8) (IEEE 学生奨励賞受賞)
- (4) 藤井，弓場井，平井：「粒子群最適化を用いた閉ループ入出力データに基づく多変数制御器と参照モデルの直接調整」，第53回自動制御連合講演会論文集，GS02-206 (2010.11)
- (5) 藤井，弓場井，平井：「1組の閉ループデータによる制御器の安定なパラメータ調整法」，平成22年SICE三重地区計測制御研究講演会講演論文集，B-04 (2010.12)
- (6) 藤井，弓場井，平井：「パラメータ更新時の閉ループ系の安定性を考慮したFCbTの提案」，産業計測制御研究会論文集，IIC-11-057 (2011.3 発表予定)