

ノンパラメトリック制御器に対する  
正則化最小二乗法を用いた  
データ駆動制御

鈴木 元哉

電気通信大学・情報理工学研究科  
機械知能システム学専攻  
博士(工学)学位申請論文

2023年9月

ノンパラメトリック制御器に対する  
正則化最小二乗法を用いた  
データ駆動制御

論文審査委員

主査	金子 修	教授
委員	田中 一男	教授
	小木曾 公尚	教授
	澤田 賢治	准教授
	定本 知徳	助教

著作権所有者

鈴木 元哉

2023 年

## Abstract

Various parameter-tuning methods have been proposed, including data-driven tuning. Virtual reference feedback tuning (VRFT), fictitious reference iterative tuning (FRIT), and estimated reference iterative feedback tuning (ERIT) have been proposed. These methods can tune the feedback controller with the initial experiments to achieve the desired control response. This method of parameter tuning is simple because the control system can be easily designed without any system identification.

In this paper, a new data-driven tuning is proposed in the case where orders of numerator/denominator of plant is unknown. Proposed methods can obtain the feedback controller which is parametrized by the impulse response. The impulse response is estimated by data-driven tuning based on regularized least square method. The validity of the proposed method is verified via experiment verification. The proposed method can realize good controllers because over-learning is not occurred by regularized least square method.

## 要 旨

ユーザビリティを向上させるような制御系設計の方法論提供を目指す。フィードバック (FB) コントローラを獲得する方法として、データドリブン型のデータ駆動型チューニング手法が存在する。これらの手法はプラントを開ループ/閉ループ実験で稼働させ、オフライン取得した一組の入出力データ、または出力データと初期制御器を用いて制御器パラメータを調整する手法である。参照モデルと閉ループ伝達関数の応答を近づけるような制御器パラメータをオフライン最適化問題の解として得られるため、適切な数理最適化手法と組み合わせることで所望の制御応答を実現することができる。これらの方法はモデルがユーザーのコントローラ設計作業時に陽にでてこないため、作業工数と労力の少ないユーザビリティの高い方法である。一方、これらの制御器更新法はあらかじめ制御器構造が既定された制御系に対するパラメータ調整法である。したがって、更新後の閉ループ応答が参照モデルの応答に類似するようなパラメトライズでない場合では伝達関数取得が難しい。プラントの次数が未知であるケースでは、適切な次数の制御器をユーザーが決めておかなければならず、そのような作業に作業時間と労力を費やさなければならない。

本博士論文では従来のデータ駆動制御におけるユーザビリティを維持しつつ、制御仕様を可能な限り満たすコントローラ設計方法の確立を目指す。ここで提案する方法では FB 制御器の構造を FIR フィルタとして与え、その可調整パラメータをデータ駆動制御を利用して算出・推定する。さらに、回帰分析に基づく正則化最小二乗法を適用して、ノイズや外乱等による過剰適合の影響を抑制する。本論文のアプローチではデータ駆動制御に回帰分析の考えを取り入れ、プラントの次数・構造が不明な場合でも参照モデルの応答と類似した閉ループ応答を達成できる。ユーザーが構造を決める作業時間/労力を必要としないノンパラメトリックコントローラを更新する方法を確立することにより、従来のデータ駆動制御のユーザビリティを引き継いだユーザーフレンドリな FB コントローラ更新実現を目指す。

本論文では、5 章で構成される。1 章では研究背景について述べ、データ駆動制御器調整手順と研究課題を述べる。2 章ではデータ駆動制御および数値最適化に関する準備事項をまとめる。第 3 章では FRIT と LASSO 回帰を使った制御器更新法を述べ、有効性を実験例にて検証する。第 4 章では Ridge 回帰を用いた手法を提案して有効性検証する。最後に第 5 章に本博士論文のまとめを述べる。

主結果としての第 3 章では、ユーザビリティの高いノンパラメトリックなコントローラ更新実現を目指し、LASSO 回帰を用いた FRIT を提案する。制御器のモデルを FIR フィルタの逆モデルとして与え、そのパラメータを FRIT にて調整することにより、ユーザーがコントローラ構造を決める工程を必要としないコントローラ設計が可能となる。ただし、可調整パラメータの次数が多いため、そのまま FRIT を適用すると過学習による汎化性低下が生じる。そこで、FRIT のコスト関数に対して LASSO 回帰を適用することにより、本質的に意味のあるパラメータのみを獲得する。実験による検証にて、ユーザーがコントローラ構造を決めることなく、参照モデルの応答と近い閉ループ応答を得ることができた。

第 4 章ではデータ駆動制御のコスト関数最小化の枠組みでプラントの伝達関数を有限インパルス応答で構成し、有限インパルス応答をデータから推定することで制御器更新することを提案する。この方法により、コントローラ更新しながらプラントモデル獲得が可能となり、専門知識のないユーザーでも作業時間や労力を増やさずに、コントローラ設計に加えてプラントモデリングも可能となる。

最後に、5 章では本博士論文の結果についてまとめ、提案方における今後の課題と予定について述べる。本博士論文では回帰分析に基づく正則化最小二乗法とデータ駆動制御を利用することで、プラントがブラックボックスな状況下にて、一組のデータから良好なコントローラを獲得する手法を提案した。データ駆動制御と正則化最小二乗法を適用し、プラントを同定しないで応答改善できることを確認した。さらに、プラントの伝達関数を FIR フィルタ、そのようなフィルタを未知変数とする内部モデル制御を Ridge 回帰とデータ駆動制御の枠組みで調整することでノンパラメトリックな制御器更新を実現できることを示した。これらの方法を利用することにより、ユーザーが実験データを収集する以外の作業が極力不要となり、作業時間と労力が最も少なくなるようなコントローラ設計が可能となる。

以上の点から、本博士論文の貢献は従来のデータ駆動制御のユーザビリティを維持したノンパラメトリックな FB コントローラ設計方法論の提供である。提案法により、FB コントローラの構造をユーザーが決める工程をスキップでき、従来のデータ駆動制御のユーザビリティを劣化させないことが可能になる。したがって、データ駆動制御における実学の提供に大きく貢献すると考えられる。

# 目 次

第1章 はじめに	1
1. 背景	1
2. 関連研究と本論文の位置づけ	5
3. 研究目的	7
4. 本論文の構成	8
第2章 準備	9
1. 表記	9
2. FRIT	9
3. 入力型 VIMT	11
第3章 FIR型制御器逆システムの更新	14
1. イントロダクション	14
2. 問題設定	15
3. 提案手法	17
4. Remark	19
5. 数値例	22
6. 実験例	31
7. 結論	38
第4章 ノンパラメトリックなコントローラ・モデル同時更新	39
1. イントロダクション	39
2. 問題設定	40
3. 提案手法	43
4. Remark	45
5. 数値例	47
6. 実験例	52
7. 結論	57
第5章 おわりに	59
参考文献	62
謝辞	67
付録	68
本博士論文に関連する原著論文の印刷公表の方法及び時期	71

# 第1章 はじめに

## 1. 背景

本研究では、ユーザビリティを向上させるような制御系設計の方法論提供を目指し、それを達成する上での課題を考える。制御理論における重要な課題の一つとして、望ましい応答性を達成するコントローラのパラメータ調整が挙げられる。古典制御の分野では、プラントの周波数応答特性を導出し、一巡伝達関数のゲイン余裕・位相余裕に基づいて制御系を安定化可能なパラメータを調整する[1]。プラントの伝達関数モデルが得られていれば、極配置法によって閉ループ伝達関数の極を任意の値に変更して、所望の閉ループ応答特性を実現することも可能である。プラントのモデルから周波数応答を導き、古典制御にて制御系を安定化可能なパラメータを導出することもできる。古典制御では、周波数応答特性に基づいたゲイン設計が可能であり、ゲイン余裕と位相余裕を大きめにとることでプラントのパラメータ変動が発生しても制御系を安定化できる。このような利点があるため、産業現場では古典制御に基づくコントローラ設計がしばしば採用されてきた。また、現代制御理論のノウハウにて制御系を安定化可能な状態フィードバック制御を導出することもできる[2]。現代制御理論では、プラントを状態空間モデルとして導出し、LQR法の枠組みでリカッチ方程式の解から制御器パラメータを算出する手法も提案されている。

従来の制御系設計ではプラントの数学モデルを用いたモデルベースの設計手法がよく用いられる。物理原理やシステム同定理論に基づいてプラントの高精度なモデリングを導出できれば、適切な制御系を設計できる。さらに、後述のモデルフリーのアプローチと異なり、モデルベースのコントローラ設計では制御系の安定性を理論的に保証することが可能である。コントローラの設計において、プラントを含む閉ループシステムの安定性を保証することは非常に重要であり、モデルベースのコントローラ設計方法の強力な点といえる。一方、モデルベースの制御系設計ではプラントのモデリングをどのように導出するかが重要であり、モデリングの精度が制御系の性能に大きく依存することが知られている。制御工学でのモデリングを達成するため、信号処理と統計学に基づくシステム同定と呼ばれる学問体系が存在する[3]。システム同定では、プラント情報を含む入力と出力のデータからプラントモデリングを達成することで、制御系の作成に必要なモデルを獲得することができる。統計学だけでなく対象の事前情報も利用することで、様々な問題設定に対しても拡張することもできる[4]。昨今では、機械学習のアプローチに基づくシステム同定も発展しており、非線形・時変特性の複雑なプラントのモデルをデータから生成することも可能となっている[5]。機械学習のアプローチに基づいてシステム同定のようにコントローラ設計に必要なモデルを生成できるため、非線形なコントローラ設計に十分活用できる。このようにシステム同定を利用することで、古典制御や現代制御理論の枠組みでモデルベースなコントローラを設計することができる。システム同定におけるモデル獲得では、プラントモデルの分子・分母多項式を事前決定する際に、ノウハウや対象の試行錯誤が必要となる。さらに、実際には近似誤差や次数誤差の影響でプラントの特性を完全に再現したプラントモデル



を得ることはできないため、プラントモデルが含む誤差の影響がモデルベースのコントローラ設計に悪影響をあたえることがある。

このような点から、赤池情報量規範[6]を用いたシステム同定法が提案されている。この方法ではプラントのモデルのFit率と複雑さのトレードオフを考慮することができる。さらに、ラグ関数を用いたシステム同定法も提案されており、正確なプラントの次数がブラックボックスの際も高性能なモデルを作成できる[7]。これらの手法には事前に設定すべきパラメータが含まれている。さらに、必ずしも得られたモデルがコントローラ設計に使いやすい低次元なモデルとなるわけではなく、場合によっては低次元化の処理が必要となる[8]。このように従来の制御工学では、プラントの実験データを用いたシステム同定に基づいて制御系を設計する方法論が広く活用されている。一方、制御工学としてはユーザビリティを意識した方法論の提供も必要である。ユーザーのコントローラ設計作業の過程でモデルが陽に現れないものの、システム同定に基づくコントローラ設計と同じように所望の応答を達成できれば、ユーザーの目線で考えると制御系設計に必要な作業を一つスキップできる。また、システム同定のノウハウや対象の事前知識が介さないユーザーにとってもつかいやすい方法論となる。実験データ収集以外の作業が必要のないコントローラ設計となれば、作業時間と労力が極力不要となり、非常にユーザーフレンドリなコントローラ設計となる。以上の点から、システム同定を介さずにプラントの実験データから直接コントローラ設計法を実現できれば、作業工数と労力がすくなくなるようなユーザビリティの高いコントローラ設計方法論の提供が可能になると考えられる。このような背景があるため、制御理論の研究ではプラントのモデルを使わずにプラントの入力と出力のデータから任意の制御目的を達成するモデルフリーアプローチが研究されており、そのような方法をデータ駆動制御と呼んでいる[9,10]。データ駆動制御には様々なアプローチが存在するが、よりユーザビリティの高いコントローラ設計方法の実現を目的として、プラントの入出力データからコントローラのパラメータもしくはコントローラを直接設計する方法に焦点を当てる。

ユーザビリティの高い方法論実現という観点で先行研究における手法を分析する。データからコントローラをダイレクトに設計する方法として、1)繰り返し実験に基づいてコントローラ設計する方法、2)一組のデータセットのみを用いてコントローラを設計する方法、の2つが存在する。繰り返し型では、一定周期のデータ保存とそのデータを利用してコントローラ更新を反復する方法が提案されている。繰り返し型のコントローラ更新法として、**Iterative feedback tuning(IFT)**と呼ばれる方法が提案されている[11, 12]。この方法はコスト関数の勾配法を利用したコントローラ設計法であり、一定周期ごとに測定データを利用したパラメータ探索を行うことで、参照モデルに対するマッチングが達成できる。IFTと並んで代表される方法として、**Correlation-based Tuning(CbT)**と呼ばれる方法も提案されている[13, 14]。CbTはIFTと異なり、データに含まれるノイズに耐性のある方法である。システム同定における相関法[15]の考えを利用することで、ノイズに対して不感なコントローラを設計できる。CbTも勾配法に基づく繰り返し計算が必要である。IFTとCbTは繰り返しの閉ループ検証に基づくため、多数の実験データの測定が必要となる。また、参照モデルマッチングではなく、最適制御の枠組みで強化学習を用いてPIDゲインを更新する方法も提案されており、この手法も繰り返しの実験が必要となる[16]。繰り返しの実験

とコントローラ更新を用いない方法として、Campi らの提案した Virtual Reference Feedback Tuning (VRFT)[17, 18]が提案されている。VRFT は一組の入出力のデータセットから仮想的な制御入力信号を求め、その信号と入力信号の誤差を最小化することで参照モデルへマッチングできるコントローラを設計できる。コントローラ設計において多数の実験が必要でないため、ユーザーのコントローラ設計における作業が極力すくなくなり、よりユーザビリティの高いコントローラ設計を実現できる。VRFT と異なる観点から生み出された方法として、Fictitious reference feedback tuning(FRIT)と呼ばれる方法も提案されている[19, 20]。FRIT は擬似参照信号[21]を利用したコスト関数の最小解を求めることで、VRFT のように一組の入出力のデータセットのみからコントローラ設計できる。二自由度制御限定の方法ではあるが、一組のデータセットから制御応答の予測と予測に基づく Feedforward (FF)コントローラ設計を実施する Estimated response iterative feedback tuning(ERIT)と呼ばれる方法も提案されている[22]。この ERIT を一自由度制御系に対して拡張するようなアプローチとして、Virtual internal model tuning(VIMT)と呼ばれる方法も提案されている[23]。ERIT と比べて予測精度に課題があるものの、フィードバック制御を一組のデータから設計することができる。また、これらの制御工学的なアプローチと異なる方法として、強化学習における学習を一度だけ実施し、データからコントローラを自動設計可能な Off-Policy Iteration(Off-PI)と呼ばれる方法が提案されている。この方法では、二次計画問題を最小化するような状態フィードバック制御のゲインを一組のデータセットのみで設計できる[24]。以上の点から、これらの方法は実験データの観点から表 1 のような分類ができる。

様々なアプローチが提案されているが、よりユーザビリティの高い方法論を提供するという点において、これらのデータ駆動制御の中でも一組のデータセットのみを用いた方法が注目を集めている。IFT が勾配法に基づく繰り返し実験を必要とする点に対して、FRIT・VIMT・VRFT は一度の実験データ収集のみでコントローラ更新できるという利点もある[25, 26]。一度の実験データ収集のみでコントローラ設計ができるため、ユーザーの実験作業・労力がもっとも少ないという点でユーザーとして使いやすい方法といえる。FRIT や VRFT・VIMT はコントローラ設計の過程でモデルが陽に現れずに、より少ない実験回数でコントローラをデータから生成できるため、システム同定に関する経験や習熟が不要であり、経験の浅いユーザーでも労力をかけずに利用することができる。データからダイレクトにコントローラを設計できるデータ駆動制御においても、作業工程がもっとも少ないという点で最もユーザビリティの高い方法と考えられる。また、ERIT と異なり、二自由度制御系のフィードフォワードコントローラ設計以外の様々な制御系に適用することもできる。FRIT や VRFT は開ループ/閉ループ実験のどちらのデータでも適用できという利点もある。Off-PI に関しては学習コミュニティから創出された方法であり、FRIT や VRFT・VIMT とは異なる観点での更新法である。開ループ/閉ループ実験のどちらのデータでも適用できるという点やコントローラ次第では線形最適化を適用できるという利点は同じである。ただし、FRIT や VRFT・VIMT 等のアプローチでは、モデルベースコントローラを適用することでコントローラだけでなくプラントモデルも獲得できる[27, 28]。制御工学では、コントローラとプラントモデルの不可分性[29]が分析されていて、その特性を利用したモデルとコントローラの特性格解析がなされている[30, 31]。データ駆動制御においても、プラントモデルの

代用としてデータを利用しているため、ユーザー目線でプラントモデルが陽に表出されないだけであり、実際にはデータそのものがプラントの特性の一部を表現したモデルと解釈できる[32]。この特性を利用して、データ駆動制御のコスト関数を最小化する枠組みでプラントモデルを実際のプラントの挙動に近づけるような仕組みを実現することも可能となっている。つまり、ユーザー目線で考えるとプラントモデルがコントローラ設計の過程で陽に出てこないことに変わりはないが、一度の工程でコントローラ設計と同時にシステム同定も可能となる。モデリングというステップを知らないユーザーでも、労力や作業時間を増やさずにシステム同定もできるという点から、データ駆動制御のユーザビリティのさらなる向上に貢献できるとされ、様々な先行研究が提案されている[33,34,35,36]。

以上の点から、ユーザビリティの観点でデータ駆動制御の中でも VRFT・FRIT・VIMT が様々な利点・付加価値を備えた手法であるといえる。これらの方法を拡張することにより、よりユーザーにとって使いやすい方法論を実現できると考えられる。

表 1 データ駆動制御の分類

	繰り返しのデータ測定・ コントローラ更新が必要	一組のデータセットのみから更新
扱えるデータセット	IFT, CbT	-
閉ループ/開ループ実験データのどちらも可能	-	FRIT, VRFT, Off-PI
閉ループ実験データ限定		VIMT, ERIT

先行研究の手法を拡張することを考え、方法論におけるユーザビリティの課題を分析する。従来の FRIT や VRFT・VIMT は構造が固定化されたコントローラをデータから設計する方法である。これらの方法は参照モデルの応答と閉ループ系出力の応答を近づけるための方法であるため、調整するコントローラがコスト関数を十分小さくするような伝達関数でないなら、参照モデルの応答と閉ループ応答が十分に一致しないことがある[37,38]。参照モデルの応答に近い閉ループ応答を実現する場合、コントローラの分母・分子多項式の次数をプラントに応じて適切に選定することが求められる。ただし、データ駆動制御を利用する場合、プラントの適切な前情報を有していないと考えられ、自動的に次数を決めることは困難である。データ駆動制御を扱うユーザーが試行錯誤的にコントローラ構造を決める工程を追加しなければならず、そのような作業に

時間と労力が発生してしまう。特に、専門知識や経験の浅いユーザーの場合は熟練者以上の労力と時間が発生すると考えられる。つまり、本博士論文で目指しているユーザビリティの高い方法論の提供という観点から考えると、コントローラ構造の決定作業をスキップするようなデータ駆動制御の拡張法が必要になると考えられる。そのような方法論を実現する方法として、ノンパラメトリックなコントローラを利用することが考えられる。目標応答の達成可能性は、本来はコントローラの構造ではなく与えた目標値に依存するものである。コントローラの構造を変えれば制御仕様が完全に実現できるわけではない。一方、コントローラの次数を仮定せずにノンパラメトリックな手法でコントローラをデータから直接設計することで、ユーザーが試行錯誤的にコントローラ次数を決める工程をスキップすることが可能となる。表現能力の高いノンパラメトリックなコントローラを設計することにより、データ駆動制御のユーザビリティを維持しつつも制御仕様に近いコントローラ設計がなされると考えられる。以上の点から、本研究ではユーザビリティの高い制御系設計法実現のため、ノンパラメトリックなコントローラをデータ駆動制御にて導出する方法論の実現に着目する。

## 2. 関連研究と本論文の位置づけ

先行研究におけるノンパラメトリックなコントローラをデータ駆動制御の枠組みで求める方法を本節で紹介する。前節で述べられている。Off-PI を利用してノンパラメトリックなコントローラを強化学習から導出することも考えられる[39]。また、二自由度制御系の FF コントローラをラグ関数で表現し、それを ERIT と正則化最小二乗法を利用して設計する方法が提案されている[40, 41]。この方法はプラントがブラックボックスでも、出力信号のデータセットからコントローラをダイレクトに導出できる。データ駆動制御を利用して多項式[42]やニューラルネットワーク[43]を導出する方法も提案されているが、PID制御のゲインスケジュールド制御の導出に焦点をおいており、プラントの非線形特性を補償する方法である。また、コスト関数をモンテカルロ法に基づいて近似し、その最小解をノンパラメトリックなコントローラとしてデータから実装する方法も提案されている[44]。しかしながら、ユーザーがコスト関数の仮想ノイズの確率密度関数を事前設定しなければならない。2022 年以降もノンパラメトリックなデータ駆動制御における手法がいくつか提案されている。Van らはコントローラをノンパラメトリックモデルとして表現し、未知パラメータをベイズ最適化で推定することを提案している[45]。ただし、ベイズ最適化による計算には繰り返し実験が必要である。また、コントローラを非線形なノンパラメトリックなモデルとして与え、VRFT にて未知パラメータを導出する手法も提案されている[46-47]。FRIT をノンパラメトリックなゲインスケジュールド制御に利用するといった手法も提案されている[48]。ただし、これらの手法は時変システムに対して線形な参照モデルの応答と類似するようなゲインスケジュールド制御則を得るための方法であり、プラントの時変特性の補償のみに着目している。ノンパラメトリックなコントローラの新たなアプローチとして、クープマン作用素を利用したデータ駆動型のコントローラ設計法が提案されている[49]。代表

的な方法として、データを利用して未知のプラントを無限次元の線形系で表現し、獲得したモデルからコントローラ設計する方法が提案されている。未知の非線形性を有するシステムに対して有効な方法として知られており、現在はロボット分野における応用事例が多数報告されている[50-51]。一方、クープマン作用素におけるコントローラ更新はユーザーが事前に設定すべき項目がいくつか存在し、1節で取り上げたようなコントローラ設計の作業工数を削減するような方法ではない。さらに、この方法はプラントの特性をデータから同定する方法であり、コントローラをデータから直接設計する方法ではない。さらに、データベースを利用したノンパラメトリックなコントローラ更新のさらなる拡張がいくつか提案されている[52-53]。これらの方法では内部モデル制御の考えを取り入れたデータベース制御や自己組織化マップの導入といった拡張が提案されているが、データベースのサイズやいくつかのハイパーパラメータが存在する。最後に、ノンパラメトリックなコントローラ表現として FIR フィルタを利用したコントローラ設計法が提案されている。FIR 型のコントローラのデータ駆動制御を用いた方法においても、従来のアプローチでは FIR のタップ数をあらかじめ設定した上でのコントローラ設計が用いられていた[54, 55, 56]。一方、ノンパラメトリックなアプローチでは任意の安定なシステムを十分長い FIR フィルタで近似できる特性に着目し、コントローラをデータから直接設計する。二自由度制御系の FF コントローラを FIR フィルタで表現し、コントローラ設計を ERIT で決定する方法が提案されている[57]。この方法ではカーネル正則化を用いることにより、タップ数の大きい FIR フィルタでも適切なコントローラ設計ができる。また、外乱抑制法の FF コントローラをノンパラメトリックな FIR フィルタで構成する方法も提案されている[58]。

様々なノンパラメトリックなコントローラ更新法を紹介してきたが、これらの方法で最もユーザビリティの高い方法は藤本のグループが提案した FIR 型のコントローラを用いたデータ駆動制御である[57]。非常に似た方法として、藤本らのグループからラゲル関数を用いたコントローラ更新法[40, 41]も提案されているが、こちらはタイムスケールと乗数をユーザーが設定しなければならず、コントローラの構造をユーザーが決めるという工程をスキップできない。FIR フィルタを用いたアプローチでは FIR フィルタのタップ数を実験データの長さとして設定することにより、コントローラの構造をユーザーが決めるという工程をスキップできると述べられている。つまり、この方法であればコントローラ設計におけるデータ駆動制御のユーザビリティを損なうことなく、制御仕様に近いコントローラ設計がなされると考えられる。一方、先行研究の方法は ERIT に基づく方法であるため、二自由度制御系の FF コントローラ更新にしか適用できず FB コントローラを設計できない。ERIT の制御応答予測のメリットをノンパラメトリックなコントローラ設計でも活用できるという利点もあるが、FB コントローラ設計をユーザーが試行錯誤的にしなければならない。FB コントローラの再設計を要する場合はデータ駆動制御における労力と時間の削減というメリットを実現できない。

実際のシステムでは、FB コントローラのみを用いた一自由度制御が様々なシステムで活用されている。また、二自由度制御であったとしても FB コントローラ設計は実際の現場で実施しなければならない。ほとんどの制御系に FB コントローラが使われていることを考えると、ユーザーがもっとも利用するであろう FB コントローラの自動設計にニーズがある。FIR の特性に基づ

くノンパラメトリックなコントローラ設計アプローチを Feedback(FB)コントローラで実現することは非常に意義がある。FRIT や VIMT といった一自由度制御・二自由度制御のどちらでも利用可能なユーザビリティの高い方法を用いてノンパラメトリックな FB を FIR として更新できれば、コントローラ構造決定の作業時間・労力が不要なユーザビリティの高い制御系設計方法の提供が可能となる。さらに、もし従来のデータ駆動制御で可能であったコントローラとモデルの同時設計の方法をノンパラメトリックな FB コントローラ設計においても実現できれば、モデリングというステップを知らないユーザーでも労力や作業時間を増やさずにシステム同定もできる利点を引き継ぐことができる。以上の点から、従来のデータ駆動制御のユーザビリティを維持しつつも制御仕様に近いコントローラ設計を達成することを目指す場合、FB コントローラ設計に対する方法論と、モデルとコントローラ設計の同時設計に関する方法論を提供することが必要であると考えられる。

### 3. 研究目的

本博士論文では上記の研究課題を克服する手法確立し、従来のデータ駆動制御のユーザビリティを維持しつつも制御仕様に近いコントローラ設計を達成することを目指す。線形時不変システムを対象とし、プラントの特性がブラックボックスな状況を考える。参照モデルの応答と更新後の目標値を十分に類似させるコントローラの分母・分子多項式の次数が未知とする。この状況で一組のデータセットのみで更新後の応答と参照モデルの応答を近づけるコントローラ更新法を提案する。具体的には、下記の点

- 1) ユーザーが構造を決める工程を必要としないノンパラメトリックな FB コントローラの設定
- 2) 1) のコントローラを一組の入出力信号のデータセットから更新する方法の提案
- 3) 更新後の閉ループ応答が参照モデルの応答に類似する

を要件とする方法論の提案を目指す。1) を満たすため、先行研究における FIR のアプローチを取り入れ、FB 型コントローラを FIR フィルタが含まれるノンパラメトリックな伝達関数として設定する。プラントが線形時不変システムであれば、コントローラをデータ点数のタップ数を有する FIR フィルタとすれば更新後の閉ループ応答を参照モデルの応答へ近づけることができる。このようにコントローラを設定することで、ユーザーがコントローラ構造を事前設定する作業が不要となる。そして、FIR フィルタの有限インパルス応答を一組のデータセットを利用したデータ駆動制御の枠組みから導出する。このようなアプローチにより、ユーザーが極力労力と作業時間を使わずにコントローラ更新が可能となる。先行研究におけるデータ駆動制御の利点を保持ながら、本アプローチによってノンパラメトリックなコントローラ獲得ができる。さらに、プラントのモデリングが必要な状況に対応したコントローラとモデルの更新法も提案する。ユーザーのコントローラ設計作業の過程でモデルが陽に現れないものの、FIR 型の FB コントローラ設計時にモデルも導出できれば、ユーザーの目線で考えると付加価値の高い方法となる。つまり、

FB コントローラ設計においても、従来のデータ駆動制御のユーザビリティを維持しつつも制御仕様に近いコントローラ設計を達成する可能な方法論を提供できる。このように、①ノンパラメトリックなコントローラ更新のみを実現する方法、②モデルも同時に更新する方法、の二つを確立する。従来のデータ駆動制御のユーザビリティを維持しつつも制御仕様に近いコントローラ設計を達成することを目指す。

#### 4. 本論文の構成

本論文では、本章を含め5章で構成される。2章では準備としてデータ駆動制御手法について述べる。3章では制御器の逆モデルを FIR フィルタとして設定し、そのような伝達関数を FRIT と正則化最小二乗法で一組の実験データから獲得することを提案する。4章では、内部モデル制御系に含まれているプラントを FIR フィルタとし、プラントの有限インパルス応答列をデータ駆動制御と正則化最小二乗法で獲得することを提案する。最後に、本博士論文のまとめを述べる。

## 第2章 準備

### 1. 表記

$n$ 次元の列空間を $\mathbb{R}^n$ をとした際に、 $A \in \mathbb{R}^n$ に対して $A^T$ は転置を意味する表現とする。サンプル時間 $T$ における離散時間の信号 $w$ の時刻 $t = Ti$ での瞬時値を $w(i)$ で表わす。有限時間信号 $w$ のデータ点が $N + 1$ のとき、 $\|w\|$ は $\|w\| := \sqrt{\sum_{i=0}^N w^2(i)}$ とする。文脈から自明な際には $z$ を省略することもある。調整パラメータ $\rho$ でパラメトライズされたコントローラ $C$ を $C(\rho)$ と表現することがある。システム $G$ に、離散時間の入力信号で $w$ を印加したときの出力の離散時間信号は、時間領域では伝達関数と入力時間信号の convolution を用いて記載、周波数領域では入力を $z$ 変換するなどして伝達関数とそれらのかげ算として記載したほうがよい。ただし、このような厳密な表現・記載方法では数式と説明が煩雑になって可読性が低下する場合もあるため、可読性を優先してシステム $G$ に $w$ を印加したときの出力を単に $Gw$ と表わす。

### 2. FRIT

FRIT では、参照モデル $T_d$ と閉ループ伝達関数を類似させるパラメータを導出するモデルマッチング問題を計算する。ここでは、図 2.1 の一自由度系を考える。まず、データ長入出力信号の有限時系列データをデータ長 $N$ の $y_0 = [y(0), y(1) \dots, y(N)]^T$ と $u_0 = [u(0), u(1) \dots, u(N)]^T$ として測定する。制御器の逆モデルと初期実験時の有限時間の入出力応答の時系列信号から擬似参照信号 $r_c$ を

$$r_c(\rho) = C^{-1}(\rho)u_0 + y_0 \quad \dots\dots\dots (2.1)$$

と算出できる。 $C^{-1}(\rho)$ がコントローラの逆モデルである。FRIT における制御器調整では、擬似参照信号に対する参照信号と $y_0$ の偏差がなくなるように $\rho$ を算出し、閉ループ系を導出する。つまり、コントローラ更用のコスト関数を

$$J(\rho) = \|y_0 - T_d r_c(\rho)\|^2 \quad \dots\dots\dots (2.2)$$

を最小化する可調整パラメータ $\rho$ の解を制御器調整後のパラメータとすればよい。ここまで述べた FRIT における制御器調整手順は下記となる

#### 1.

入出力の有限時系列データ $y_0$ と $u_0$ を測定する。



2.

式(2.1)から擬似的な参照信号を推定する。

3.

式(2.2)の最適解を制御器パラメータとして実装する。

次に、FRIT の手順における制御器調整の理論的な解釈を分析する。初期検証にて、センサ誤差や観測雑音がなければ、獲得した出力信号にて

$$y_0 = Pu_0 \quad \dots\dots\dots (2.3)$$

が成り立つ。式(2.3)を利用して FRIT のコスト関数を等価変換することで、コスト関数を

$$J(\rho) = \left\| \left( 1 - \frac{T_d}{T_{ry}(\rho)} \right) y_0 \right\|^2 \quad \dots\dots\dots (2.4)$$

と表現できる。ここで、 $T_{ry}(\rho)$ は制御器調整時の相補感度関数

$$T_{ry}(\rho) = \frac{PC(\rho)}{1 + PC(\rho)} \quad \dots\dots\dots (2.5)$$

となる。FRIT における制御器調整は制御器 $C(\rho)$ における $T_{ry}(\rho)$ と $T_d$ の合成関数の誤差を $y_0$ の影響下で最小化するようなパラメータ求解に相当すると考えられる。以上が FRIT となる。

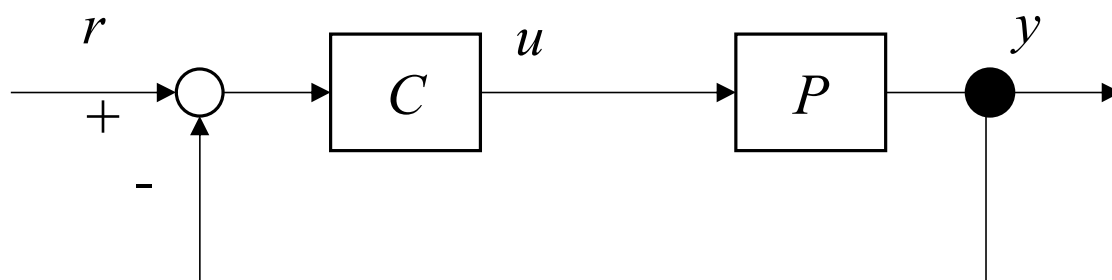


図 2.1 一自由度制御系のブロック線図

### 3. 入力型 VIMT

初期閉ループ実験における有限時系列データを用いて $T_d$ と $T_{ry}(\rho)$ のモデルマッチングを達成させるコントローラパラメータを導出する。参照モデルと目標値 $r$ から $y_{des}$ を

$$y_{des} = T_d r \quad \dots\dots\dots (2.6)$$

と算出する。初期コントローラの伝達関数 $C_{ini}$ が搭載済みの閉ループ系を用いて、プラントの入力の時系列 $u_0$ を測定する。ここで、獲得した出力信号にて

$$y_0 = P u_0 \quad \dots\dots\dots (2.7)$$

が成り立つ。任意のコントローラの $\rho$ における調整時の信号と閉ループ伝達関数に関して、

$$y(\rho) = T_c(\rho) r \quad \dots\dots\dots (2.8)$$

$$T_c(\rho) = \frac{PC(\rho)}{1 + PC(\rho)} \quad \dots\dots\dots (2.9)$$

が成り立つ。上記の過程・設定において、所望のモデルマッチングを実現できるパラメータ $\rho$ を導出する。式(2.9)が成立する条件を想定し、プラントへの制御入力の有限時系列データ $u_0$ を

$$u_0 = C_{ini}(r - P u_0) \quad \dots\dots\dots (2.10)$$

がとなる。(2.10)を $r$ を左辺にまとめることで、目標値信号を

$$r = P u_0 + \frac{1}{C_{ini}} u_0 \quad \dots\dots\dots (2.11)$$

と表現できる。式(2.9)をプラントの伝達関数 $P$ を左辺にまとめることで、プラントを

$$P = \frac{T_c(\rho)}{(1 - T_c(\rho))C(\rho)} \quad \dots\dots\dots (2.12)$$

と算出できる。式(2.11)を式(2.8)に代入し、代入後の式において式(2.12)を用いてプラント $P$ を消去することで $y(\rho)$ に対して

$$y(\rho) = T_d \left( \frac{T_c(\rho)}{(1 - T_c(\rho))C(\rho)} + \frac{1}{C_{ini}} \right) u_0 \quad (2.13)$$

が成立する。ただし、 $T_c(\rho)$ が未知の伝達関数であるため、コントローラ調整後の閉ループ系出力 $y(\rho)$ を算出できない。以上の理由から、 $T_c(\rho)$ が参照モデル $T_d$ に置換された出力推定値 $y_e(\rho)$ を

$$y_e(\rho) = T_d \left( \frac{T_d}{(1 - T_d)C(\rho)} + \frac{1}{C_{ini}} \right) u_0 \quad (2.14)$$

と計算する。VIMTにおける制御器調整では、式(2.14)と参照応答の偏差が minimize となる $\rho$ を算出する。つまり、コントローラ調整のためのコスト関数を

$$J(\rho) = \|T_d r - y_e(\rho)\|^2 \quad \dots\dots\dots (2.15)$$

を最小化する可調整パラメータ $\rho$ の解を制御器調整後のパラメータとすればよい。ここまで述べた提案手法における制御器更新の手順が下記となる。

1.  
 $C_{ini}$ を用いた初期検証にて、制御入力の有限時系列データ $u_0$ を測定する。
2.  
式(2.16)の最適解を求解する。
3.  
最適解を実装する。

理論的な解釈を分析する。参照モデルと閉ループ伝達関数の完全なマッチングを見込める理想コントローラ $C_{des}$ が存在すると仮定し、

$$T_d = \frac{PC_{des}}{1 + PC_{des}} \quad \dots\dots\dots (2.16)$$

と表現する。式(2.15)を式(2.16)に適用して、式(2.7)を使ってコスト関数を簡単化すると、VIMTのコストを

$$J(\rho) = \left\| \frac{T_d PC_{ini}}{1 + PC_{ini}} \left( 1 - \frac{C_{des}}{C(\rho)} \right) r \right\|^2 \quad \dots (2.17)$$

と表現できる。この制御器調整は初期制御器 $C_{ini}$ における $PC_{ini}/(1 + PC_{ini})$ と参照モデルの合成伝達関数影響をうけながら、 $C_{des}$ とコントローラの偏差を minimize とする自動更新となる。通常の制御系設計を想定すると、参照モデルの伝達関数 $T_d$ と相補感度関数の伝達関数がローパスフィルタとなることを期待でき、合成伝達関数の低周波数帯域が通過帯域となる。相補感度関数のカットオフ周波数が高域に位置するケースでは、制御帯域である低域における $C_d$ と調整後コントローラのマッチング誤差が最小化され、モデルマッチングを達成しやすい。例えば、初期コントローラがハイゲイン気味の制御器となる際、低域のマッチング誤差を削減できる。したがって、VIMT の適用によるモデルマッチングを見込めないケースにおいて、提案手法にてマッチングを見込めるパラメータ求解可能である。なお、この手法は VIMT を入力 of 観点で拡張した方法であり、先行研究の FRIT と VIMT の理論から容易に導くことができる。つまり、学術的な観点から考えると新規性が非常に薄いといえる。また、VIMT と違ってコントローラの逆モデルを介する方法であることから、PID の更新に最小二乗法を使って最適なパラメータを導出することができないという致命的な欠点をもっている。重み関数が違うため、入出力がパラメータ自動更新に与える影響が本来の VIMT と異なるといえど、学術的な観点での新規性や実用性はあまりなく、本来の VIMT の容易な拡張でしかない。FRIT や VIMT の方が学術的な新規性や有用的な点が優れた手法であり、この手法を実際に使うことは推奨できないとされている。そのような課題を多く持つ方法だが、今回は後述する理由のためこの手法も利用することを考える。

## 第3章 FIR型制御器逆システムの更新

### 1. イントロダクション

本章では、ユーザビリティの高いFBコントローラ設計方法として、コントローラ構造の決定が不要なFRITの拡張方法提供を目指す。ユーザビリティの高いコントローラ設計方法として、FRITは非常に有効なコントローラ設計方法として知られている。FRITはFFとFBのどちらのコントローラもユーザーの作業工程をほとんど必要とせずにコントローラ自動更新できる。ユーザーの作業としては一度試験を実行し、そこで得られたデータ測定するだけである。ユーザーの作業工程にモデルが出てこないため、ユーザーにとって扱いやすく、コントローラ設計の作業時間と労力を大幅に短縮・削減することができる。このような点から国内のコントローラ開発の革新をなす有望な手法である。FRIT法は、事前に固定された構造を持つ伝達関数を入出力から獲得するモデルフリー手法である。一方、従来のFRITはコントローラの構造が決まっていることを仮定した方法である。コントローラがふさわしい構造の伝達関数として前もって決めれば、参照モデルの応答に類似した閉ループ応答を実現できる。しかしながら、プラントの特性や事前情報がブラックボックスの場合、適切なコントローラをあらかじめ決定することは非常に困難である。不適切なコントローラ構造の場合は、参照モデルに対する所望の応答改善ができない。もしどのようなコントローラ構造が前もって設定されていなければ、ユーザーがコントローラの構造を試行錯誤的に決めておかなければならず、その分の作業時間と労力が必要となる。以上の点から、FRITの新たな拡張としてFBコントローラ設計をユーザーが決める必要のない方法論が必要となる。そのような方法を実現できれば、極力少ない労力と作業時間を達成可能なユーザビリティの高いFRITの実現ができる。

本研究課題を解決するため、FBコントローラをノンパラメトリックな伝達関数として設定し、その未知パラメータを決定するアプローチが考えられる。FRITはコントローラの逆モデルを一組の実験データから決定する方法である。したがって、コントローラの逆モデルを有限インパルス応答(FIR)として与え、モデルフリーアプローチの枠組みにおいて未知のパラメータを推定できる。プラントの特性や事前情報がブラックボックスの場合でも更新後の閉ループ応答を参照モデルの応答に近づけることができる。タップ数がデータ駆動で利用される入出力の長さとして設定されるため、FRITのユーザビリティを維持したままノンパラメトリックなFBコントローラ設計が可能となる。しかし、FIRフィルタのパラメータ数が多い場合、コスト関数における過剰な適合が生じ、コスト関数を十分小さくできたとしても性能が低下することもある。そのため、コントローラをFIRフィルタとして設定するだけでなく、過剰な適合を防止するパラメータの求解も必要となる。このようなアプローチを採用することにより、FRITにおいてもコントローラの構造をユーザーが決める必要がなくなり、ユーザビリティの高いFBコントローラ設計方法を実現できる。FRITにおけるコントローラの逆伝達関数をFIRフィルタでパラメトライズを施し、正則化最小二乗法を適用する。ここでは、正則化最小二乗法には様々な方法があるが、

方法がもっとも簡単かつわかりやすい上にデータ駆動制御の分野で採用実績のある LASSO 回帰 [59]を用いる。なお、先行研究における LASSO を用いた FB コントローラ設計のアプローチ[42, 60]においては、ゲインスケジュールド制御の不必要なパラメータを削減し、コントローラ更新時の過剰適合抑制と実装上の演算負荷低減を実現する方法である。この博士論文の方法で扱うようなコントローラの伝達関数をタップ数を削減する方法ではない。つまり、先行研究のアプローチとは観点が異なるといってもよい。

## 2. 問題設定

本章における数式の定義に関して説明する。本章では、2 章と同じく  $\mathbb{R}^n$  次元の列空間とした際に、 $A \in \mathbb{R}^n$  に対して  $A^T$  は転置を意味する表現とする。サンプル時間  $T$  における離散時間の信号  $w$  の時刻  $t = Ti$  での瞬時値を  $w(i)$  で表わす。有限時間信号  $w$  のデータ点が  $N + 1$  のとき、 $\|w\|$  は  $\|w\| := \sqrt{\sum_{i=0}^N w^2(i)}$  とする。文脈から自明な際には 'z' を省略することもある。調整パラメータ  $\rho$  でパラメトライズされたコントローラ  $C$  を  $C(\rho)$  と表現することがある。システム  $G$  に、離散時間の入力信号で  $w$  を印加したときの出力の離散時間信号は、時間領域では伝達関数と入力時間信号の convolution を用いて記載、周波数領域では入力を  $z$  変換するなどして伝達関数とそれらのかかけ算として記載したほうがよい。ただし、このような厳密な表現・記載方法では数式と説明が煩雑になって可読性が低下する場合もあるため、可読性を優先してシステム  $G$  に  $w$  を印加したときの出力を単に  $Gw$  と表わす。

本章においても、図 2.1 の一自由度系を対象とする。プラントの有限時間における入力と出力の時系列信号が測定できるとする。 $y$  がプラントの出力、 $u$  がプラントへの制御入力、 $r$  が外部から入力される目標値、プラントが安定かつ線形時不変な最小位相特性を有する伝達関数である。1 章で述べたように、データ駆動制御の適用が推奨される実システムは最小位相系であることが多いため、プラントを最小位相系と仮定する。一自由度制御系の目標品質水準を定量化した伝達関数モデルとして、安定な最小位相系の参照モデル  $T_d$  がすでに与えられているとする。このとき、プラントモデルを用いずに更新後の閉ループ応答  $PC(\rho)/(1 + PC(\rho))r$  を参照モデルの応答  $T_d r$  に十分近づける線形時不変な  $C(\rho)$  を自動更新する。ただし、プラントが完全なブラックボックスシステムであり、コントローラの次数等を決定できないとする。プラントがブラックボックスであるため、 $T_d$  に対して  $T_d r = PC(\rho)/(1 + PC(\rho))r$  を満足する  $C(\rho)$  の分母・分子多項式の次数が不明とする。あらかじめ取得済みの一組の入出力信号のデータセットのみを用いてコントローラを更新しなければならず、複数回の実験・実験データの測定ができないとする。データセットはデータ長  $N$  の  $y_0 = [y(0), y(1) \dots, y(N)]^T$  と  $u_0 = [u(0), u(1) \dots, u(N)]^T$  と与えられており、開ループもしくは閉ループの実験によって測定されている。そこで、コントローラをノンパラメトリックモデルとして設定する。ここでは、FRIT で利用するコントローラの逆モデルを

$$C^{-1}(\rho) = \sum_{i=0}^N p(i)z^{-i} \quad \dots\dots\dots (3.1)$$

として設定する。入出力の有限時系列の点数が FIR フィルタのパラメータ数となっている。 $\rho$ は、impulse 応答列  $\rho = [p(0), p(1) \dots, p(N)]^T$  となる。この場合は  $r_c$  から  $y_0$  間の応答特性を有限な impulse 応答として算出し、参照モデル応答に類似可能な閉ループ応答を実現可能なコントローラを導ける。ただし、伝達関数が高い次数のものに設定されるため、参照モデルの閉ループ応答を実現するような impulse 応答列のパラメータを導けたとしても、過学習によるコントローラ更新後の汎化性や応答性悪化が発生する懸念が存在する。式(3.1)の更新後のコントローラに関して、式(2.2)の FRIT のコスト関数の低減に寄与しない要素をゼロにしなければならない。そこで、本章ではデータ長  $N$  の開ループ/閉ループデータを利用してスパースなコントローラ構造と impulse 応答を推定し、閉ループ系の応答を参照モデルの応答に近づけることを目指す。これらの設定から、本章で解く問題は下記のようにまとめられる。

・条件 1

プラント  $P$  が安定な最小位相系であり、一入出力の SISO 系である。ただし、分母・分子の次数および係数が未知のブラックボックスシステムとする。

・条件 2

データ長  $N$  の  $y$  と  $u$  の有限時間の入出力信号のデータセットである  $y_0 = [y(0), y(1) \dots, y(N)]^T$  と  $u_0 = [u(0), u(1) \dots, u(N)]^T$  だけ得られている。データセットは閉ループ/開ループ実験のどちらでも問題ない。

・条件 3

一自由度制御系の目標品質が定量化された離散時間モデル  $T_d$  がすでに与えられているとする。 $T_d$  は安定な最小位相系である。

・条件 4

プラントの状態量の初期値が 0 である。

・条件 5

$T_d r = PC(\rho)/(1 + PC(\rho))r$  を満足する  $C(\rho)$  の分母・分子多項式の次数が未知である。

・条件 6

更新後のコントローラは式(3.1)とする。

・条件 7

条件 1 で与えられているデータセットは FRIT における逆モデルを導出するための PE 性を満たすとする。

・条件 8

更新後の制御系に関しては、モデルマッチング誤差を許容し、 $T_d \neq PC(\rho)/(1 + PC(\rho))$  となっても問題ないとする。

以上の条件のもと，参照モデルの応答と更新後の閉ループ応答に関して，

$$J_o(\rho) = \left\| T_d r - \frac{PC(\rho)}{1 + PC(\rho)} r \right\|^2 \quad \dots (3.2)$$

をなるべく低減する式(3.1)のインパルス応答列 $\rho$ を $y_0$ と $u_0$ から求めることを目指す。ただし，式(3.1)のコントローラに含まれる $\rho$ の要素の中でコスト関数の低減に寄与しない不要な要素はゼロとしなければならない。

### 3. 提案手法

FRIT のコスト関数に対して最小二乗法を適用できるような式変形を施す。式(2.3)と式(2.1)を利用してコスト関数を簡単化すればコスト関数を

$$\begin{aligned} J(\rho) &= \|y_0 - T_d(\rho)\|^2 \\ &= \|y_0 - T_d(C^{-1}(\rho)u_0 + y_0)\|^2 \\ &= \|(1 - T_d)y_0 - C^{-1}(\rho)u_0\|^2 \end{aligned} \quad \dots (3.3)$$

と表現できる。本式ではコスト関数に対して

$$Y = (1 - T_d)y_0 \in \mathbb{R}^{N+1} \quad \dots (3.4)$$

$$W = u_0 \in \mathbb{R}^{N+1} \quad \dots (3.5)$$

をあたえる。これをつかうことで，FRIT のコスト $J(\rho)$ を

$$J(\rho) = \|Y - C^{-1}(\rho)W\|^2 \quad \dots (3.6)$$

と表現できる。FIR フィルタ特性から，さらなる等価変換を試みる。FIR フィルタの時間応答を考えると，式(3.6)の右辺第二項に対して

$$\begin{aligned} C^{-1}(\rho)W &= \sum_{i=0}^N p(i)z^{-i}W \\ &= \begin{bmatrix} W(0) & 0 & 0 & 0 \\ W(1) & W(0) & 0 & 0 \\ \vdots & \dots & \ddots & \vdots \\ W(N) & \dots & W(1) & W(0) \end{bmatrix} \rho \\ &= U\rho \end{aligned} \quad \dots (3.7)$$



のように表現できる。なお、新たな変数  $U$  は有限データから計算できる  $N + 1$  の

$$U = \begin{bmatrix} W(0) & 0 & 0 & 0 \\ W(1) & W(0) & 0 & 0 \\ \vdots & \dots & \ddots & \vdots \\ W(N) & \dots & W(1) & W(0) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{N+1 \times N+1} \quad \dots\dots\dots (3.8)$$

となる。ここまでの式を利用して、FRIT のコスト関数を

$$J(\rho) = \|Y - U\rho\|^2 \quad \dots\dots\dots (3.9)$$

と表現する。 $J(\rho)$  がコントローラの  $\rho$  の線形な関数である。したがって、コントローラの可調整パラメータを

$$\rho^* = (U^T U)^{-1} U^T Y \quad \dots\dots\dots (3.10)$$

と求められる。

$N + 1$  個のパラメータに対してデータから求める必要がある。最適解の計算に LASSO を施すことを提案する。回帰分析手法 LASSO を利用して、新たなコスト関数を

$$J_{LASSO}(\rho) = J(\rho) + \lambda \sum_{i=0}^N |p(Ti)| \quad \dots\dots (3.11)$$

と表現する。本コスト関数では L1 ノルムを設定している。 $\lambda$  にてペナルティ項とコスト関数の強弱を変えるものである。L1 正則化を施せば、コントローラにおける必要のない要素が 0 となり、過学習を防止できる。

1.  
制御入力と出力の有限時系信号を測定する。
2.  
ハイパーパラメータ  $\lambda$  を設定。
- 3.

式(3.11)のコスト関数の最小解をもとめ、コントローラを推定する。

#### 4. Remark

LASSO 回帰における特性を考える。また、非常に類似した方法として、L2 正則化に基づく手法として Ridge 回帰[61]と呼ばれる方法も存在している。Ridge 回帰を用いて FRIT のコントローラ設計をする場合、コスト関数が

$$J_{Ridge}(\rho) = J(\rho) + \lambda \sum_{i=0}^N p^2(T_i) \quad \dots\dots (3.12)$$

となる。提案法の特性を説明するため、L2 正則化との違いについても本節で説明する。ここでは、説明を簡潔にするため  $N=1$  のケースを取り上げる。L1 正則化における等高線を図 3.1 に示す。L1 ノルムの制約条件における等高線は二次元平面上にてひし形の形状となる。正則化最小二乗法では正則化項による制約条件下でコスト関数が小さくなる解を求めるため、正則化項の等高線の線上に最適解があらわれる。L1 ノルムにおける等高線の頂点が軸上にあるため、最適解であるコスト関数と制約条件の接点が図 3.1 のように軸上にあらわれやすく、コスト関数に寄与しない項が 0 となりやすい。ここで、L2 正則化における等高線を図 3.2 に示す。L2 ノルムの制約条件における等高線は二次元平面上にて円の形状となる。正則化最小二乗法では正則化項による制約条件下でコスト関数が小さくなる解を求めるため、正則化項の等高線の線上に最適解があらわれる。楕円と円の接点が最適解となることを考えると、軸上の点が最適解とならずコスト関数に寄与しにくい項が 0 となりにくい。なお、説明を簡潔にするため  $N=1$  のケースを取り上げたが、多次元の解を求める場合も同様の原理となる。本原理から LASSO を適用することにより、impulse 応答の不要な要素を削減できる。実際の L1 正則化と L2 正則化の効果に関しては後述の数値例上で述べておく。

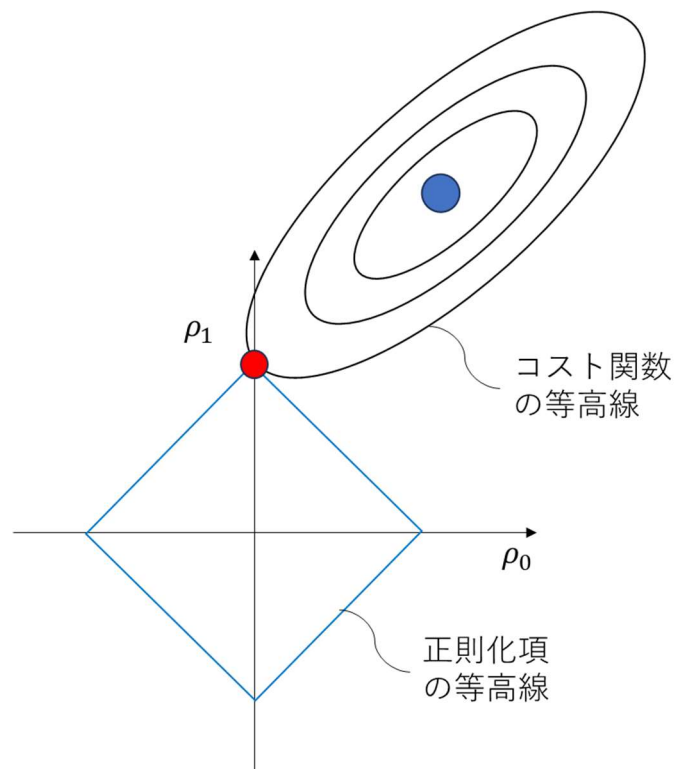


図 3. 1. L1 正則化における等高線.

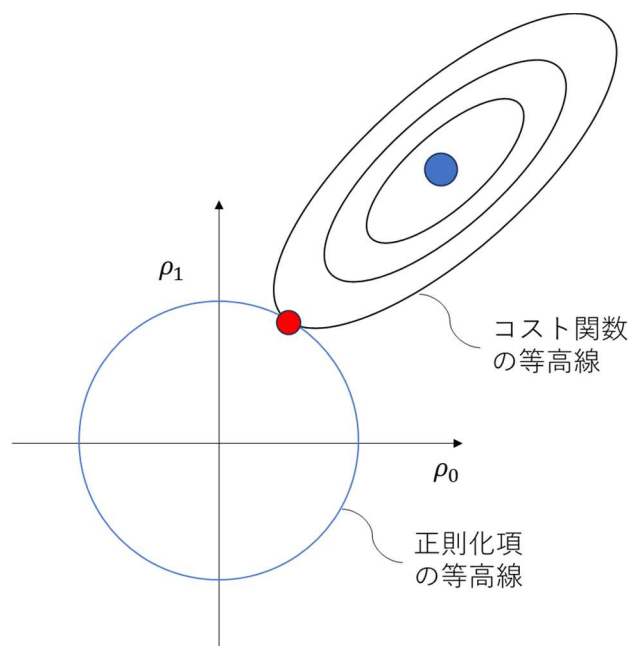


図 3. 2. L2 正則化における等高線.

LASSO 回帰ではハイパーパラメータ $\lambda$ の事前設定が必要であり、 $\lambda$ が過大な値をとるとコスト関数が十分に低減しない。 $\lambda$ が過小な値をとると過学習が発生する。つまりは、 $\lambda$ のチューニング

が必達である。だが、 $\lambda$ とコントローラ獲得結果の因果関係が明快であり、ユーザーの設計指針を明確化できる。さらに、ユーザーが設定すべきパラメータは一つしか存在しない。以上の理由から、提案法ではプラントがブラックボックスとなる場合において、従来よりも工程削減できると考えられる。

正則化係数の決め方として、例えば文献[62]を利用がある。データ駆動予測とは入出力の有限時系列信号からオフラインで制御応答予測する。プラントの特性がブラックボックスの場合においても、モデルを介したアプローチによりコントローラ性能確認ができる[63-64]。本アプローチを適用し、制御系の予測結果からコントローラの有効なパラメータ数と RMSE を最小となるグリッドサーチを施した係数を決めればよい。例えば、下記の手順における更新が考えられる。

1.

$\lambda$ の探索レンジの上下限を事前にきめる。

2.

探索範囲の上下限内で $\lambda$ を変更し、各コントローラを応答予測する。

3.

手順2の予測結果を用いて $\lambda$ を変更した際の RMSE の予測値を算出する。

4.

探索範囲において、RMSE とコントローラの有効パラメータ数両方が最小化するパラメータを選ぶ。

コントローラの性能が算出できる場合、性能確認の予測から PI コントローラを導出することも検証できる。ただし、応答が推定可能の場合も、比例・積分コントローラ推定では、適切なコントローラの構造の事前決定が必須である。コントローラ構造が不適切な場合、参照モデルの応答に近い閉ループ応答を達成できるパラメータライズされた伝達関数が存在せず、適当なコントローラ自動更新が実現できない。プラントがブラックボックスなときは、コントローラ推定することは非常に難しい。この場合、高い自由度を持つコントローラを FIR フィルタにしていれば、コントローラ調整により閉ループ応答を参照モデルの応答に近づけることができる。

Lasso 法を採用する場合、いくつかのコントローラを準備し、必要のないものを Lasso で除去することがある。しかしながら、プラントの既知の情報がまったくないと、どんなコントローラを選択したほうがよいか判断することが困難である。また、Lasso 法を利用する場合、コストが線形でなければならず、FRIT の最適解問題が線形回帰に変換するため、さまざまなコントローラを設定しなければならない。プラントがブラックボックスな状況で、そのような多様なコントローラを予め決めておくことは困難とされる。

予測の乖離が生じることは、従来では充分検討できていないデータ駆動予測の一般的な問題とされる。この課題はこの論文の対象を対象範囲を越えるものである。本研究は、コントローラ

の相補感度関数が誤りなく導出できると仮定している。しかしながら、将来研究課題であるため今後検証取り組むこととする。

Lasso の係数の探索設定は、適切パラメータレンジが明確でない際は、可能な限りワイドな探索レンジが求められる。最初の検証にて RMSE と逆コントローラシステムタップ数を縮小する係数が存在しない際は、さらに広範囲な詳細なステップサイズを設定することが必要となる。

いる。しかしながら、将来研究課題であるため今後検証取り組むこととする。

## 5. 数値例

プラントと実装済み初期コントローラを

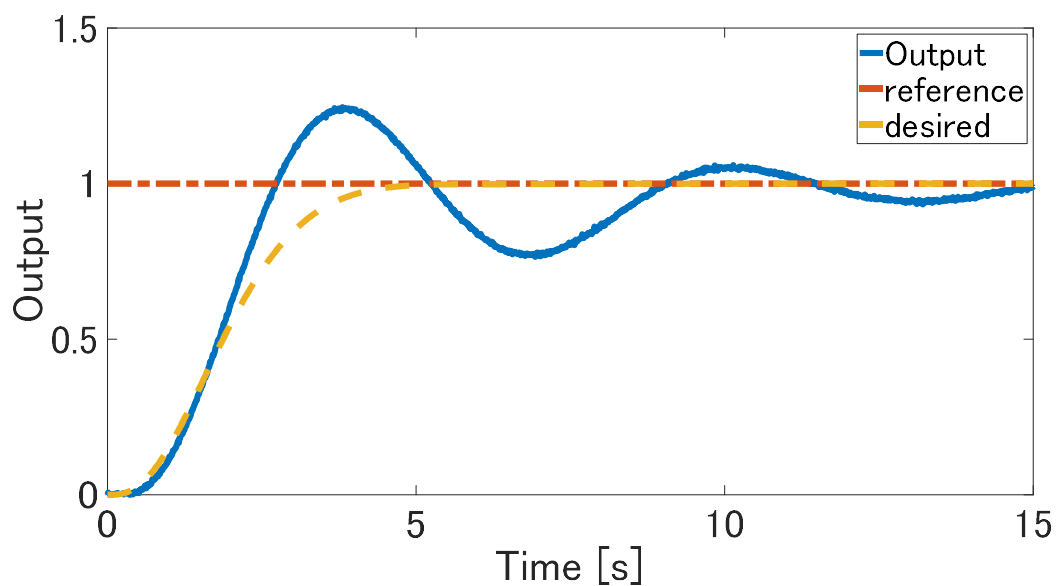
$$P = \frac{1}{(s+1)^3} e^{-0.15s} \quad \dots\dots\dots (3.13)$$

$$C_{ini} = 1 + \frac{0.025}{z-1} \quad \dots\dots\dots (3.14)$$

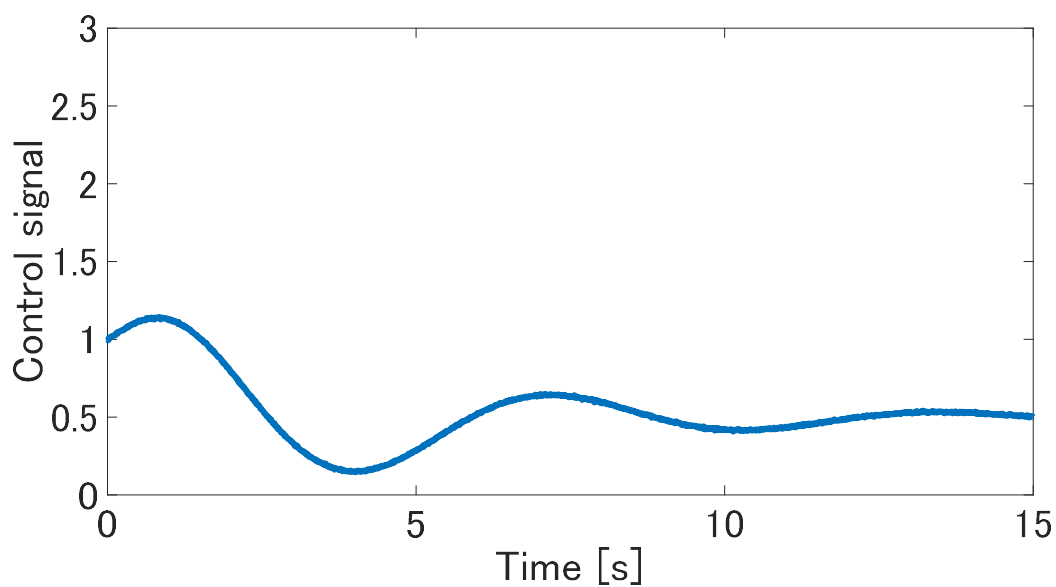
と与えた。さらに  $T_d$  の伝達関数

$$T_d = \frac{1}{0.5s^3 + 1.5s^2 + 2s + 1} \quad \dots\dots\dots (3.15)$$

とした。なお、実際には連続系の伝達関数ではなく、MATLAB の C2d 関数で離散化したものを利用した。本シミュレーションでは数値シミュレーションプログラムを MATLAB にて作成した。ホワイトノイズを MATLAB の関数にて印加した。図 3.3 に実装済み初期コントローラによるシミュレーション入出力データを示す。実装済み初期コントローラ  $C_{ini}$  が適切なコントローラでないため、応答波形に誤差が発生した。



(a) 出力



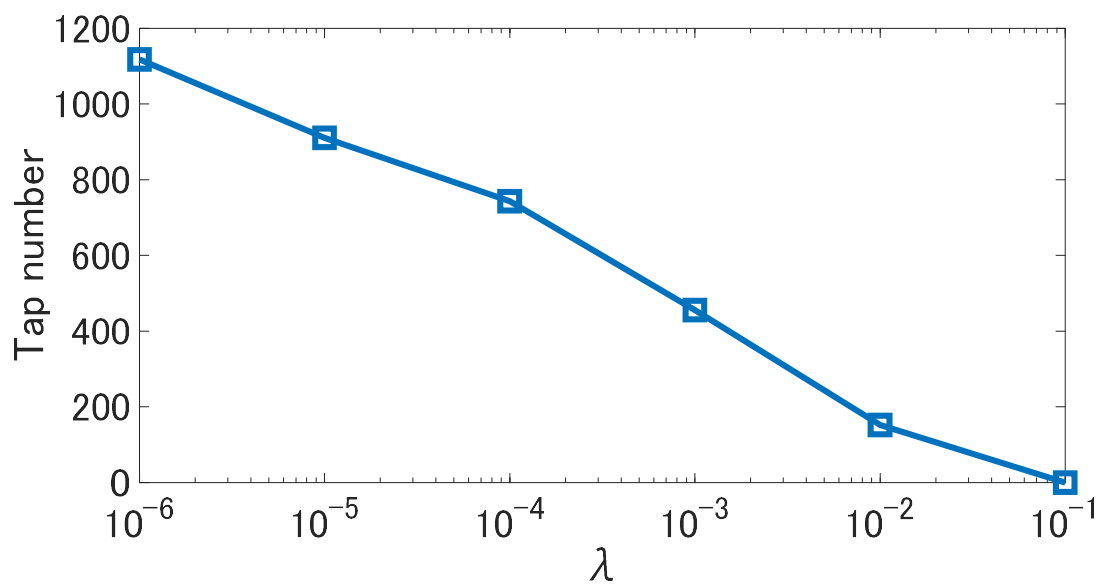
(b) 入力

図 3.3. 実装済み初期コントローラによる入出力応答データ.

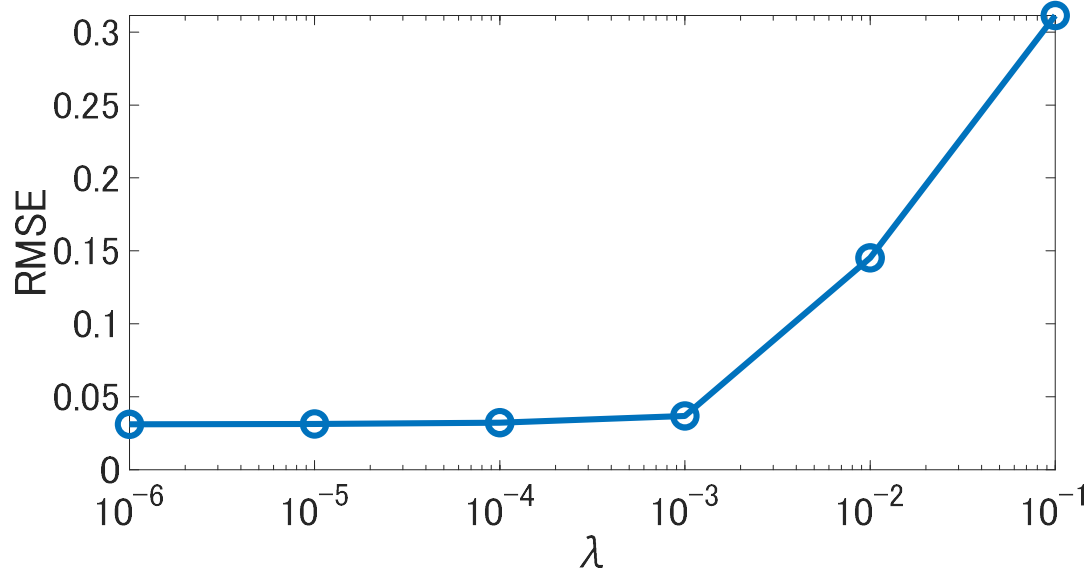
図 3.3 の入出力を使用して、コントローラを獲得する。本稿では、MATLAB の Static machine learning Toolbox の lasso モジュールにてコントローラを獲得する。 $\lambda$  の探索レンジを  $1.0 \times 10^{-6} \sim 1.0 \times 10^{-1}$  の上下限内変更した場合の応答を先行文献[64]における方法を使って予測する。図 3.3 の入出力データが 1501 点のため、コントローラの逆モデルにおける最大の有効パラメータ数がその値となる。図 3.4 が RMSE と有効パラメータ数の予測である。有効パラメータ数を低減できる。ただし、 $\lambda$  が  $1.0 \times 10^{-4}$  以上の値をとると RMSE が悪化している。これは正則化によって

本来最小化すべきコスト関数を十分小さくならない。この検証により、 $\lambda$ を $1.0 \times 1.0^{-4}$ に設定した。

調整した $\lambda$ にて獲得したコントローラ性能を確認する。1)通常 of 最小二乗法と FRIT を用いて獲得したコントローラ、2)先行文献[25]の FRIT を利用した獲得した PI コントローラ、3)提案法のコントローラ、4)Remark で述べた Ridge 回帰のコントローラ、の応答と比較する。通常 of 最小二乗法を利用してコントローラを獲得した場合は、パラメータの有効数を 1501 として設定すべきである。PI コントローラの更新では、 $K_p = 1.0253$ ,  $K_I = 1.0253$ と得た。Ridge 回帰の $\lambda$ は提案法と同じ値を用いた。各コントローラ更新を図 3.5-8 に示す。最小二乗法と Ridge 回帰のコントローラでは不安定化がおきている。過学習の影響によってコントローラの逆モデルに不安定ゼロ点があらわれ、順モデルに不安定な極が現れた。Ridge 回帰においても、推定した impulse 応答の不要成分を完全に抑制できなかったため、順モデルに不安定な極があらわれたとかがえられる。PI コントローラの更新では参照モデルの応答に対して乖離が発生したと考えられる。ここで、最小二乗法と提案手法のそれぞれで推定した impulse 応答を図 3.9 に示す。impulse 応答を適切に推定できた場合、定常状態において impulse 応答が収束すると考えられる。しかしながら、最小二乗法による推定では時間が経過しても impulse 応答が収束しておらず振動的な挙動を示している。impulse 応答が観測ノイズの悪影響を受けて過学習が生じていると考えられる。提案手法では定常状態において impulse 応答が定常値である 0 に収束していることがわかる。観測ノイズの悪影響を受けずに impulse 応答を推定できていることがわかる。Ridge 回帰による推定では最小二乗法と比べると顕著ではないが、定常値が 0 に収束せずに振動している。impulse 応答が観測ノイズの悪影響を受けていると考えられる。Ridge 回帰の $\lambda$ をファインチューニングすることで制御精度改善することもできるが、本数値例の範疇では impulse 応答の定常値が 0 に収束することはなく LASSO 回帰を用いた更新結果と同等の制御精度を実現できなかった。Ridge 回帰の $\lambda$ を変更した結果に関しては、付録にて説明する。提案法は必要のないパラメータ削減できることから、過剰な適合による悪影響を防止した。



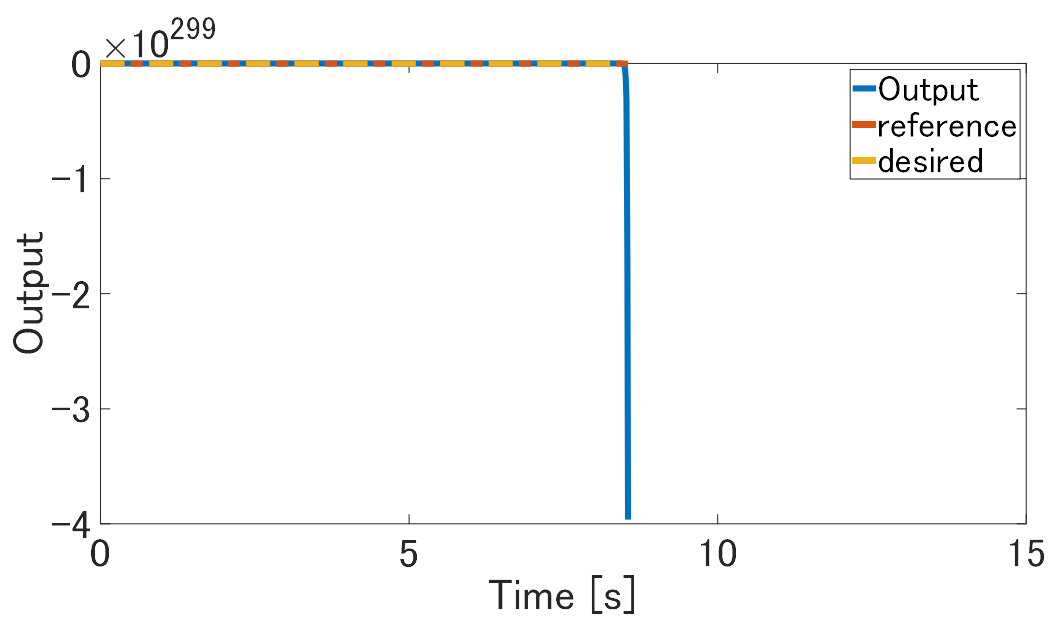
(a) RMSE



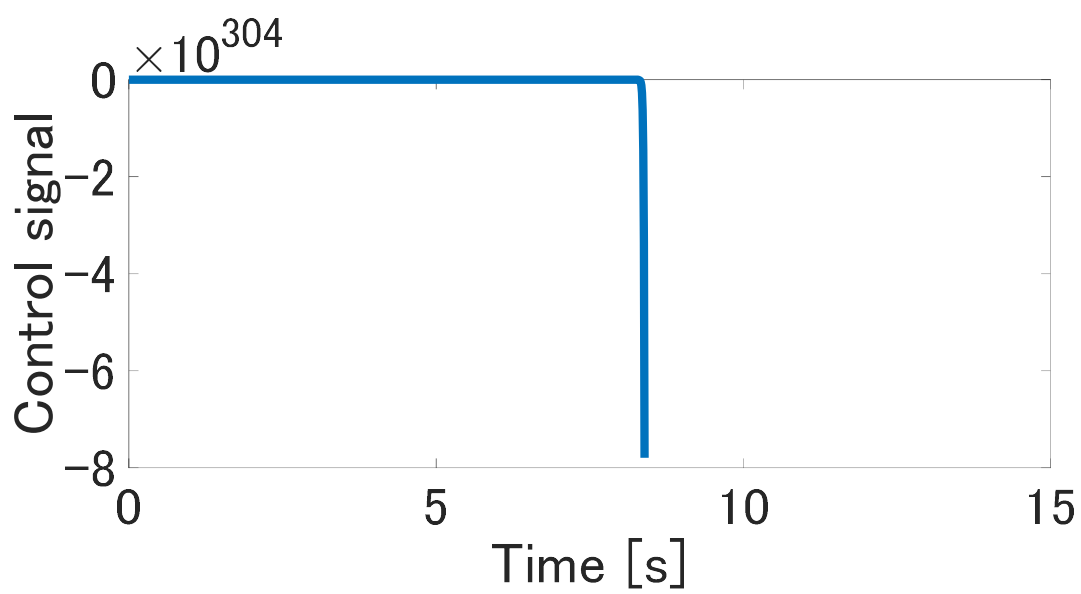
(b) 有効パラメータ数

図 3. 4. 予測結果.



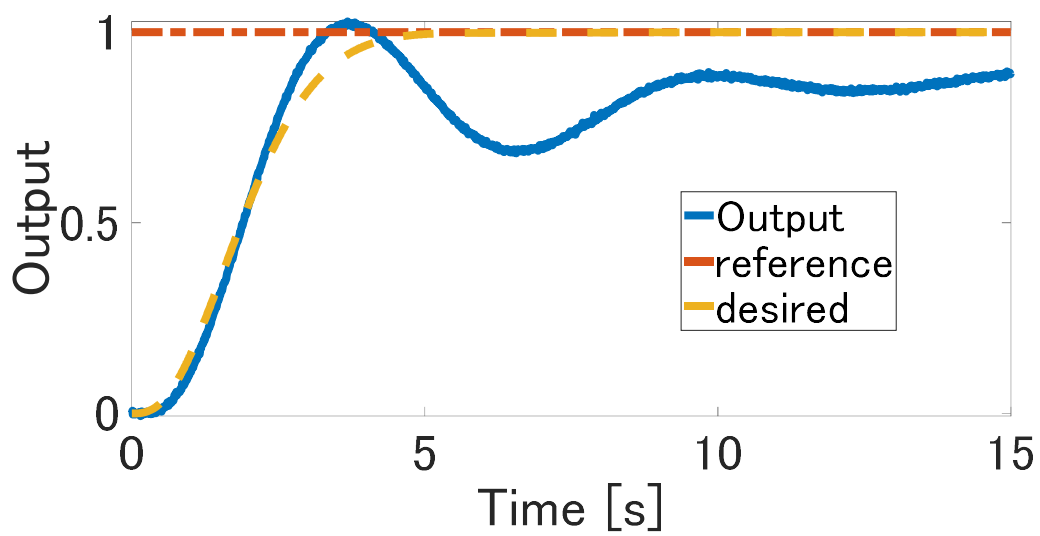


(a) 出力

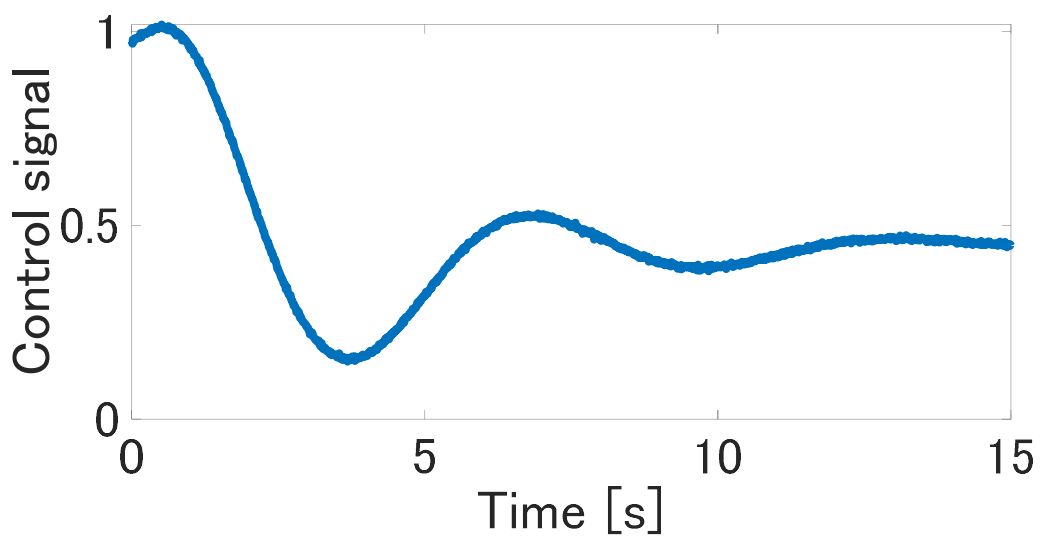


(b) 入力

図 3.5. 通常の最小二乗法による更新結果.

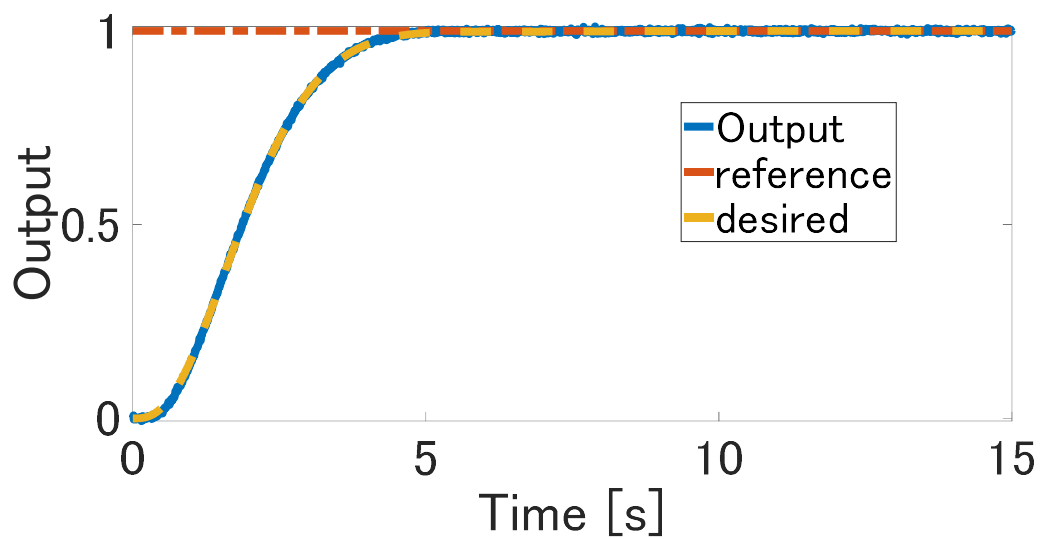


(a) 出力

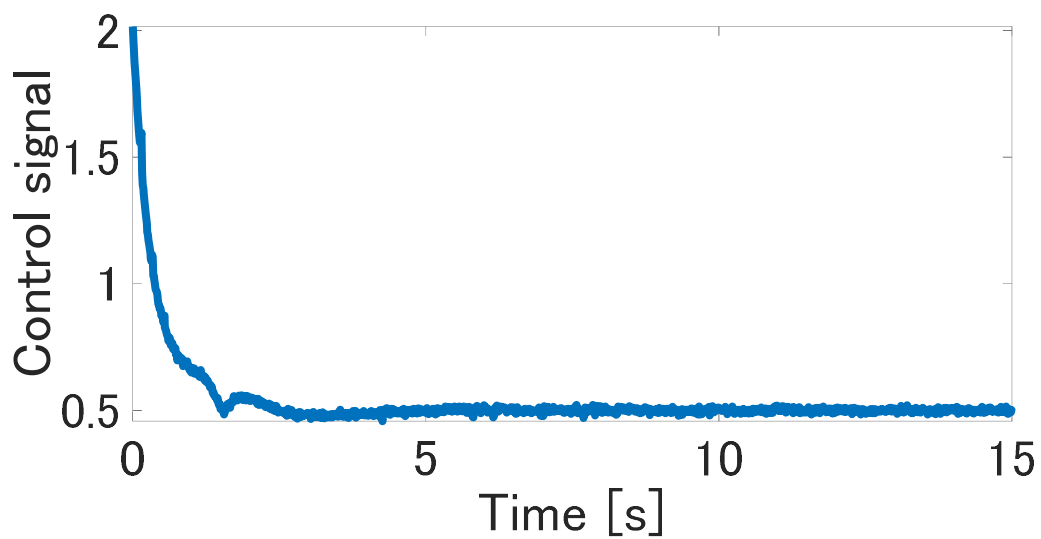


(b) 入力

図 3. 6. PI コントローラ更新結果.

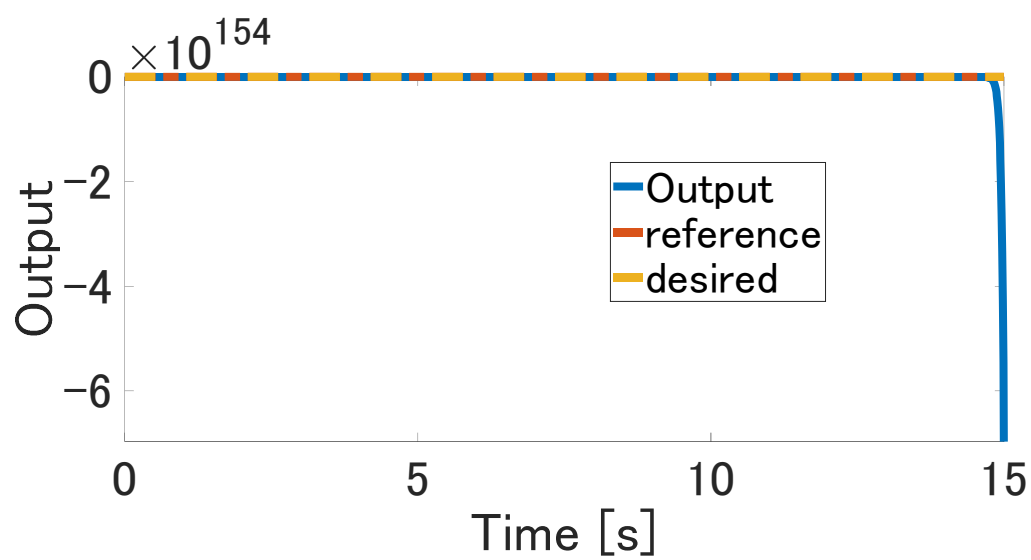


(a) 出力

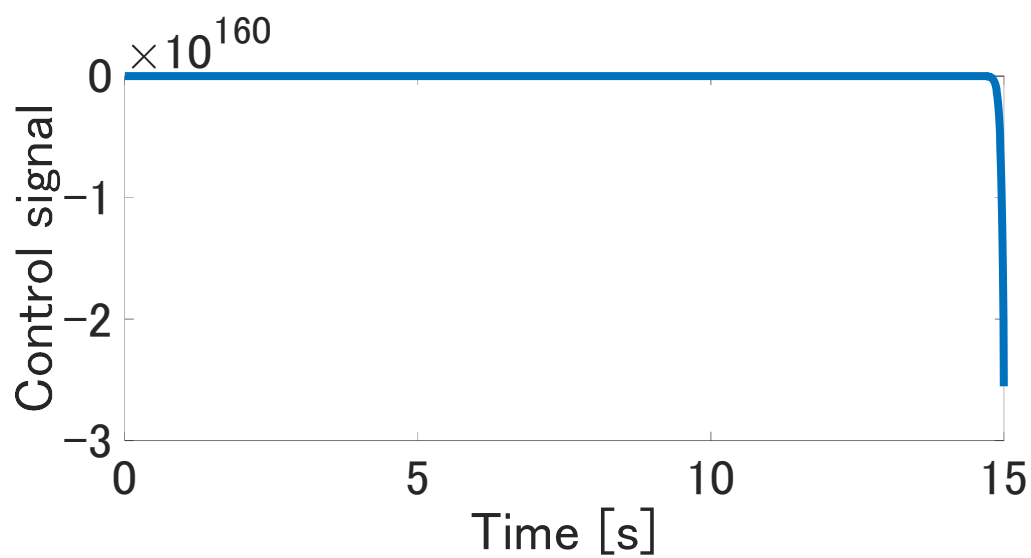


(b) 入力

図 3.7. 提案法による更新結果.

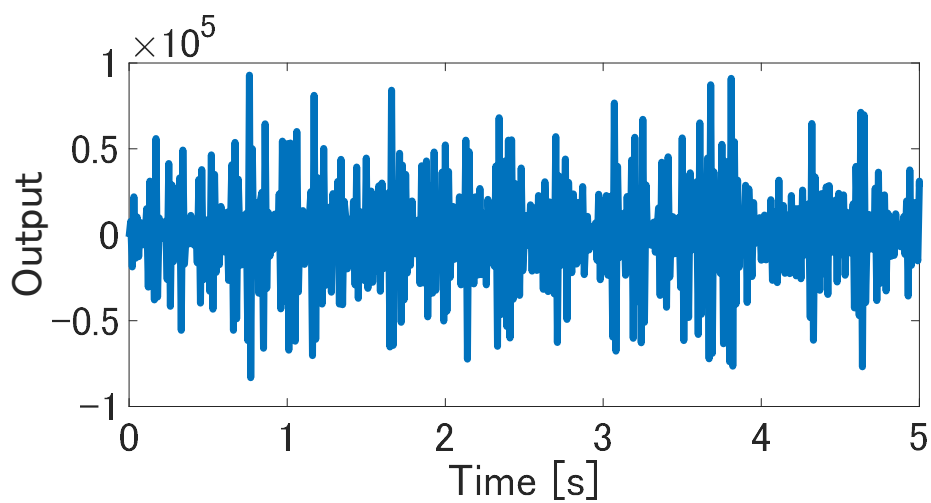


(a) 出力

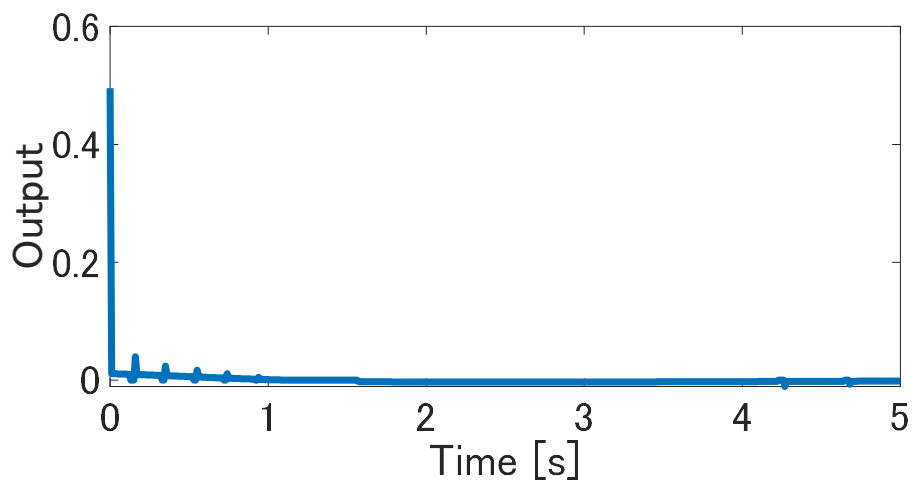


(b) 入力

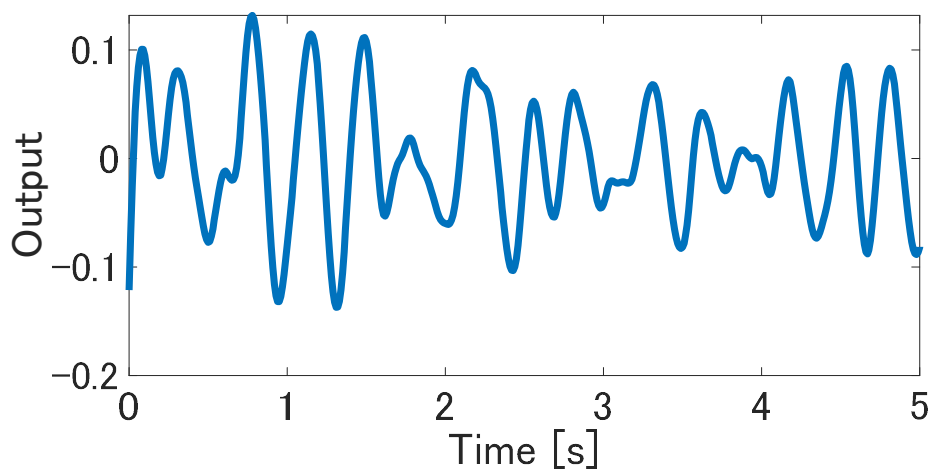
図 3.8. Ridge による更新結果.



(a) 最小二乗法で推定した impulse 応答



(b) LASSO で推定した impulse 応答



(c) Ridge 回帰で推定した Impulse 応答

図 3.9. 推定したインパルス応答の比較.

## 6. 実験例

本節では、PWM 型 AD コンバータを利用し、コントローラパラメータ調整における性能確認をする。図3.10 に実験システムを示す。本 AD コンバータの電圧制御システムは、Digital の電圧指令を Analog の電圧指令へ AD 変換するシステムとなる。Digital 電圧指令を目標値 $r$ とし、Analog の電圧指令であるコンデンサ電圧出力 $y$ と $r$ の偏差がなるべく削減する $u$ を算出する。今回の実験システムは実際の産業現場で使われているものではなく模擬回路であるが、コントローラを自動更新することは産業現場で珍しいことではない。例えば、電解コンデンサは中の電解液が時間経過とともに劣化するため、パラメータの変動によって定期的にコントローラを更新する必要がある。また、回路部品の劣化以外にも部品調達の関係で別機種のマイコン回路に交換することもあり、回路の応答遅れや量子化誤差の特性がかわってしまうこともある。このような関係から、電気回路のコントローラ更新を自動化することは実際の現場でも需要のある方法といえる。

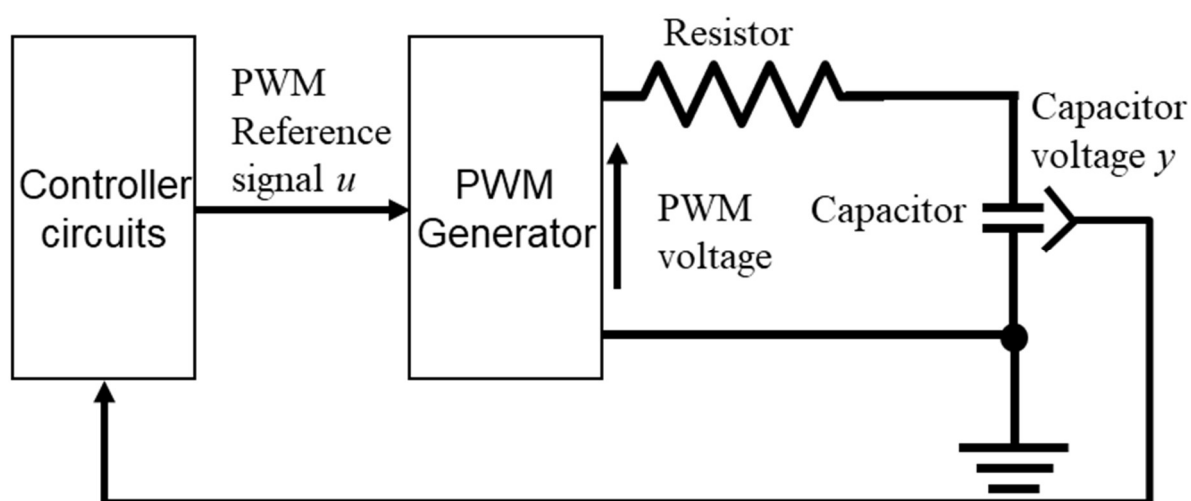


図 3.10 電圧制御システム

本実験では、コントローラの伝達関数を PI コントローラ

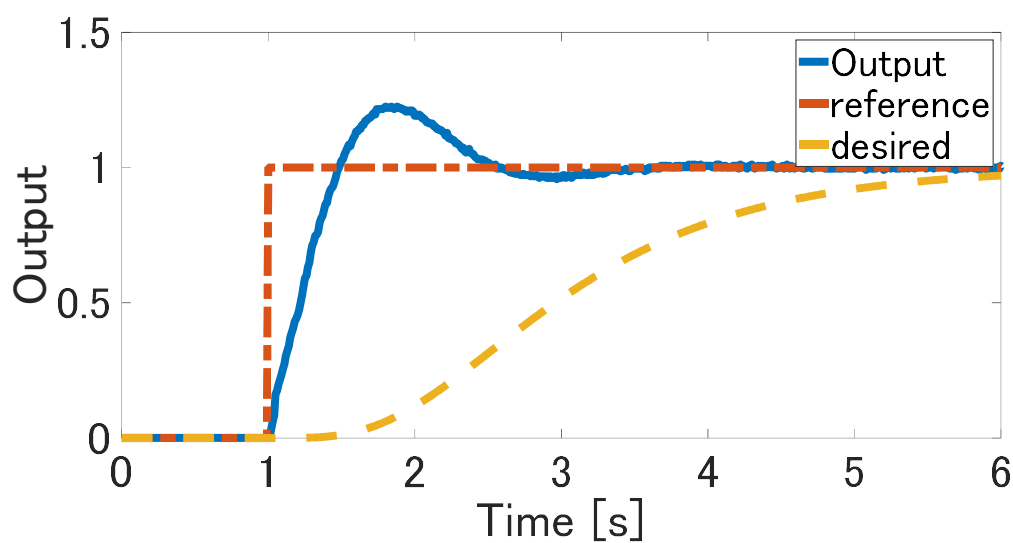
$$C_{ini} = 2 + \frac{0.1}{z-1} \quad \dots\dots\dots (3.16)$$

である。コンデンサの $dv/dt$ が過大な値をとると、回路部品の早期劣化が生じやくなる。したが

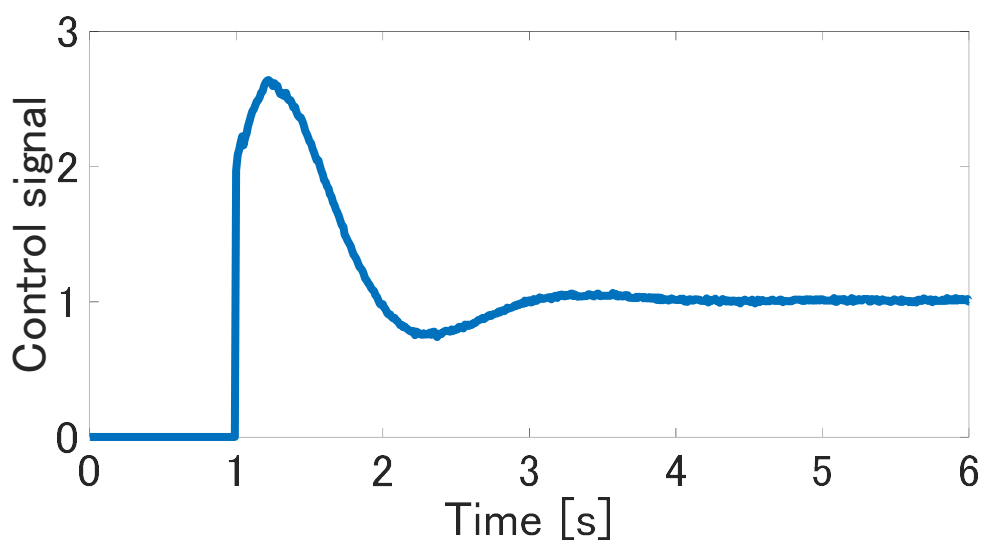
って、電圧指令に対して電圧が緩やかに変化するような参照モデルを

$$T_d = \frac{1.634z^2 + 6.406z - 1.570}{z^3 - 2.921z^2 + 2.845z - 0.9231} \quad \dots (3.17)$$

とした。実装済み初期コントローラによる入出力データを図 3.11 に表示する。パラメータとコントローラの構造が適切でないことから、 $T_{dr}$ と実際の閉ループ応答に誤差が発生することを確認できる。



(a) 出力



(b) 入力

図 3.11. 実装済み初期コントローラによる入出力応答データ。

図 3.11 の入出力データからコントローラ獲得する。MATLAB の Static machine learning ToolBox を使って最適解をもとめてコントローラ獲得する。データ点数が 500 点のため、コントローラの逆モデルにおける最大の有効パラメータが 500 である。図 3.12 にデータ駆動予測に基づく RMSE と有効パラメータ数を示す。有効パラメータ数が削減されている。係数が  $1.0 \times 1.0^{-4}$  以上の値をとると RMSE が悪化している。これは正則化によって本来最小化すべきコスト関数を十分小さくならないとされる。この理由から、 $\lambda$  を  $1.0 \times 1.0^{-4}$  に設定した。

調整した  $\lambda$  にて獲得したコントローラ性能を確認する。1) 通常の FRIT による FIR 型コントローラ、2) 先行文献[25]の FRIT にて獲得した PI コントローラ、の応答と比較する。通常の最小二乗法にてコントローラ獲得した際は、パラメータの有効数を 1501 として設定すべきである。PI コントローラの更新では、 $K_p = 2.0830$ ,  $K_I = 0.3583$  となる。更新結果が図 3.13-15 である。通常の方法ではコントローラが不安定化した。過学習の影響によって不安定ゼロ点があらわれ、順モデルに不安定な極が現れたと思われる。また、PI コントローラの更新では参照モデルの応答に対する乖離した。ここで、最小二乗法と提案手法のそれぞれで推定した impulse 応答を図 3.16 に示す。impulse 応答を適切に推定できた場合、定常状態において impulse 応答が収束すると考えられる。しかしながら、最小二乗法による推定では時間が経過しても impulse 応答が収束しておらず振動的な挙動を示している。したがって、impulse 応答が観測ノイズの悪影響を受けて過学習が生じていると考えられる。提案手法では定常状態において impulse 応答が定常値である 0 に収束していることがわかる。観測ノイズの悪影響を受けずに impulse 応答を推定できていることがわかる。提案は不要なパラメータを 0 にできたため、不安定化を生じさせずに、コントローラをデータから獲得できた。



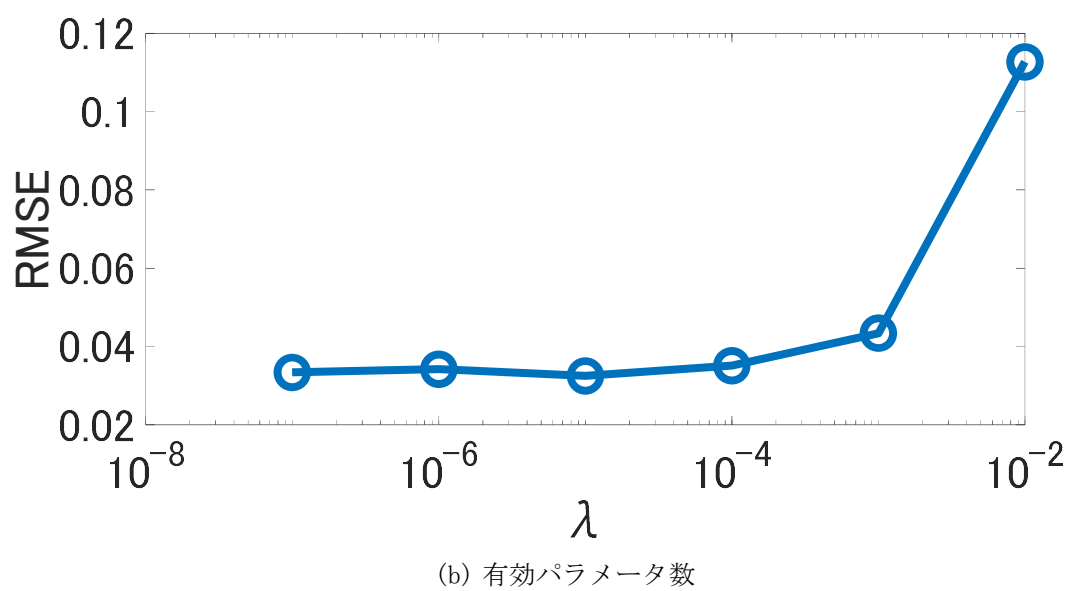
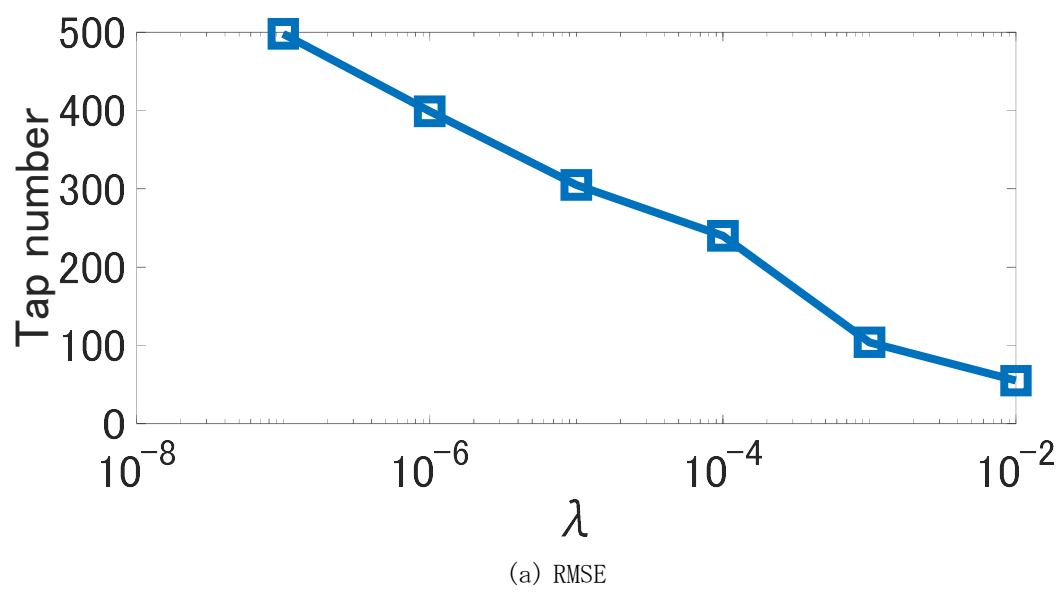
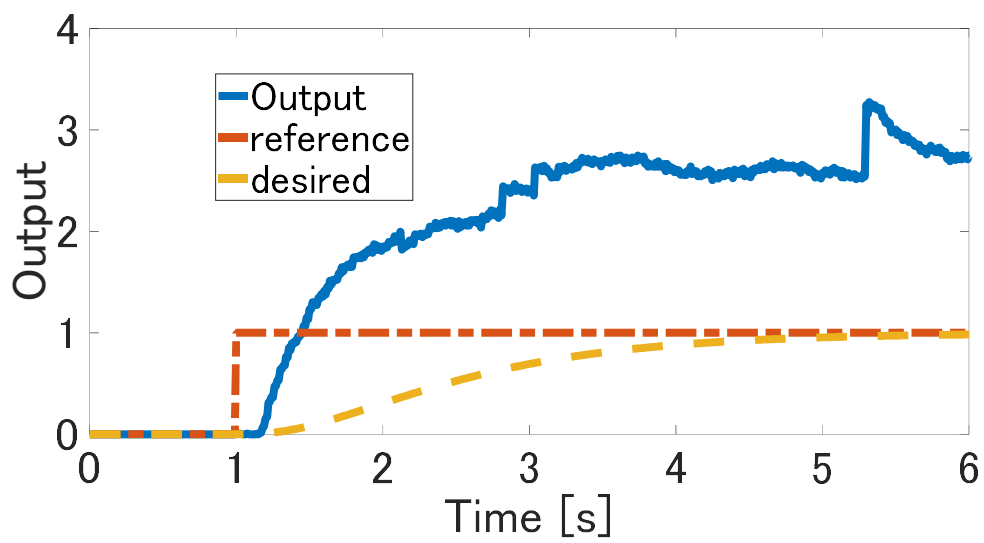
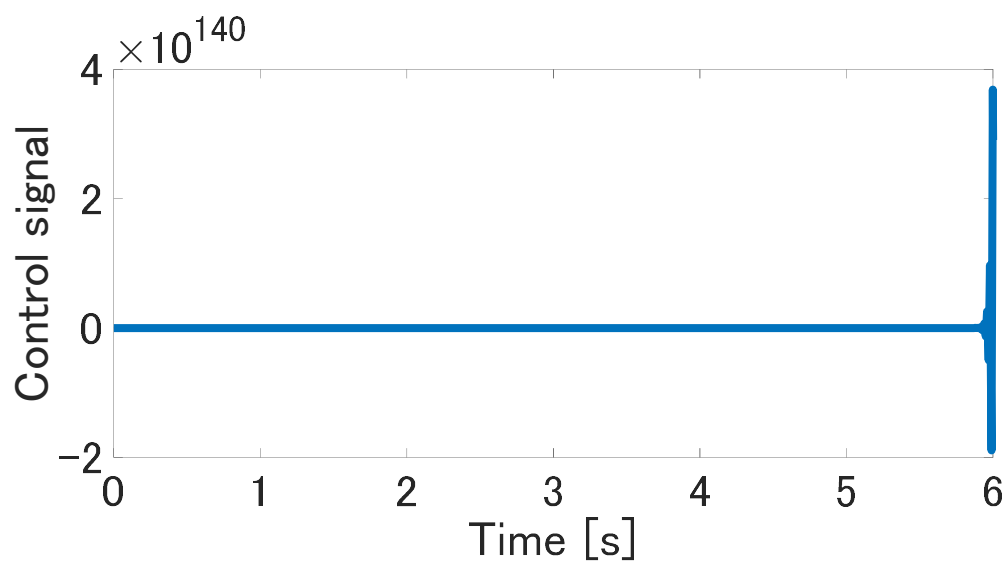


図 3. 12. 予測結果.

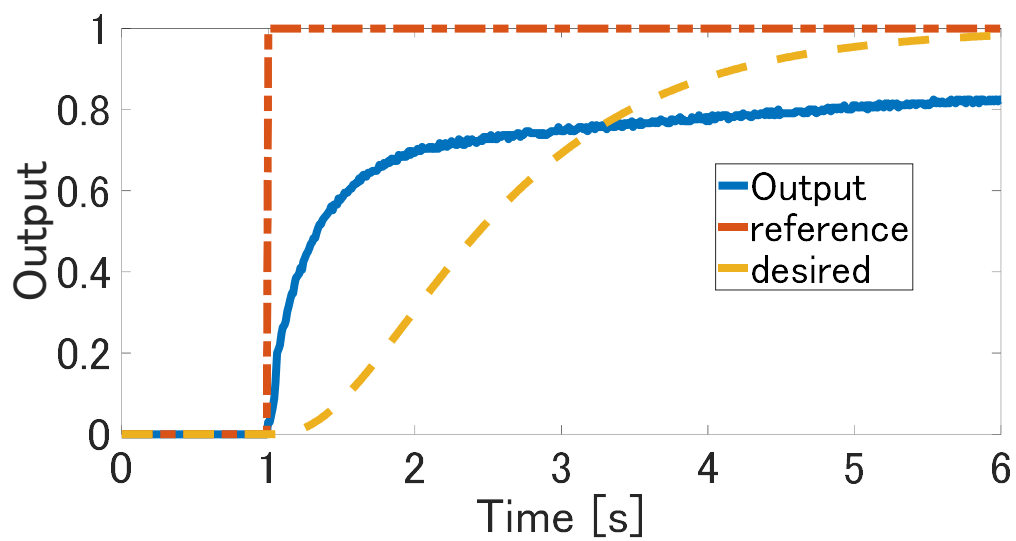


(a) 出力

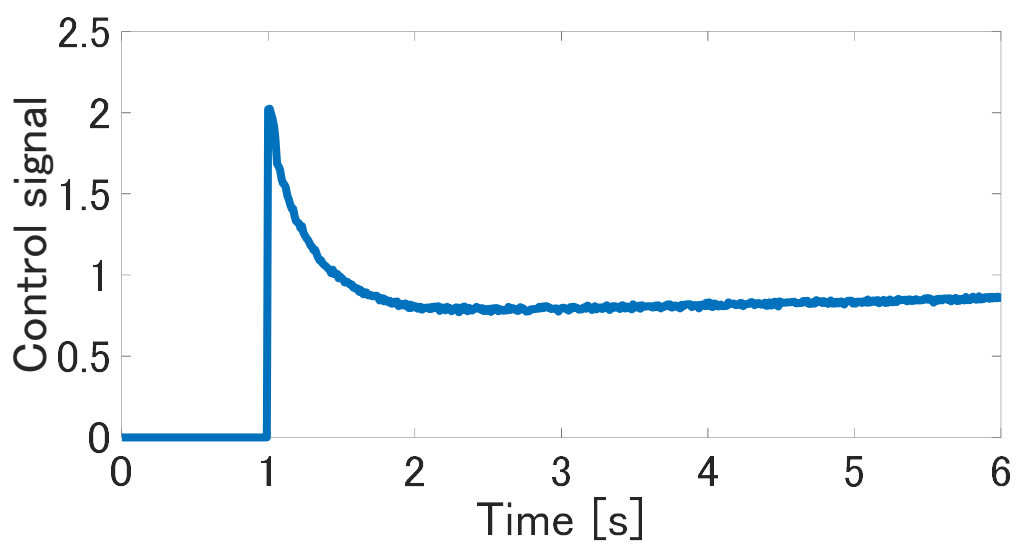


(b) 入力

図 3. 13. 通常の最小二乗法によるコントローラ更新結果.

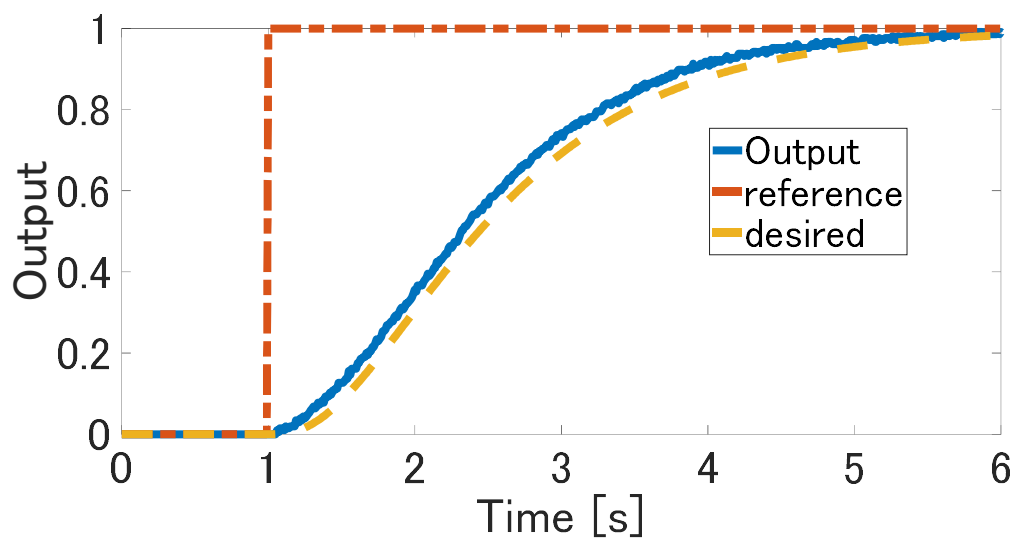


(a) 出力

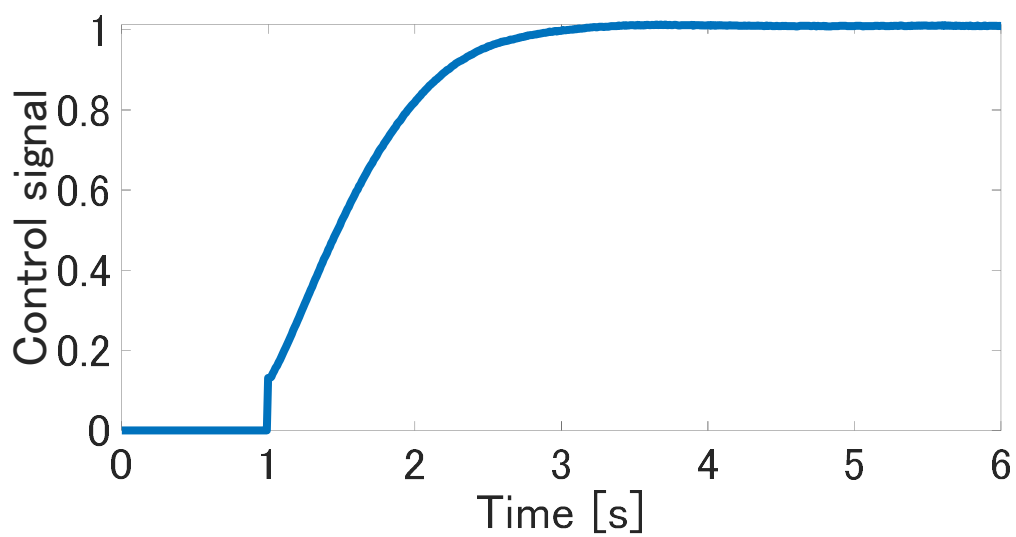


(b) 入力

図 3. 14. PI コントローラ更新結果.

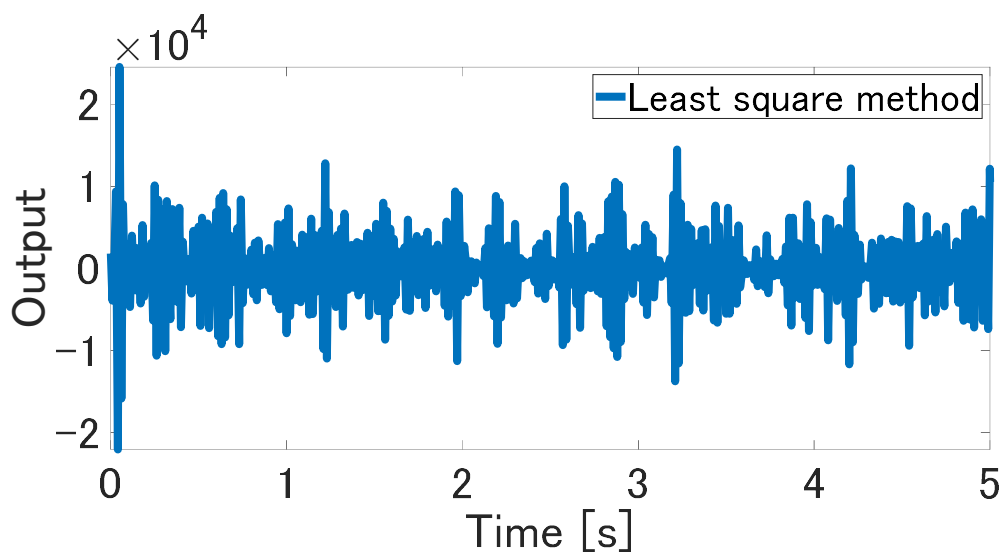


(a) 出力

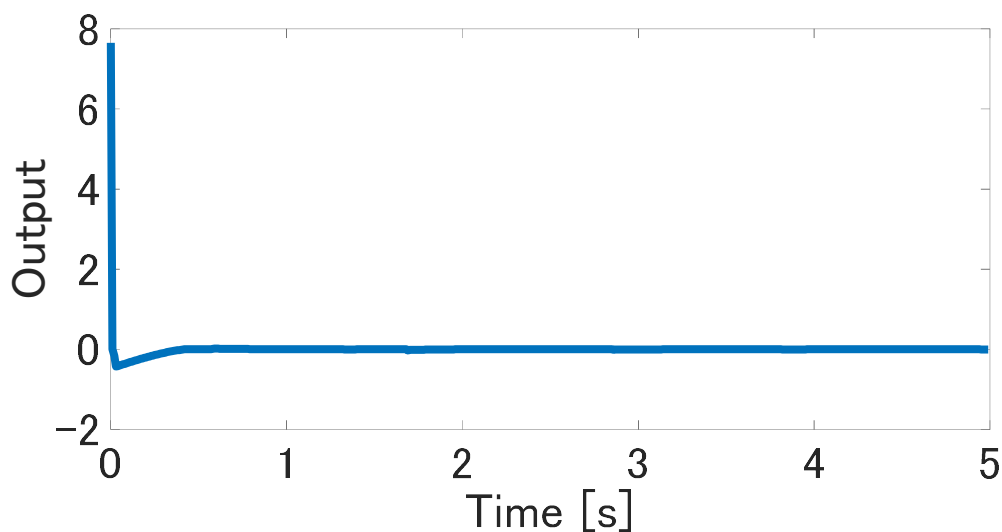


(b) 入力

図 3. 15. 提案法によるコントローラ更新結果.



(a) 最小二乗法で推定したインパルス応答



(b) LASSO で推定したインパルス応答

図 3. 16. 推定したインパルス応答の比較.

## 7. 結論

プラントの特性が完全ブラックボックスのシチュエーションを考え、入出力の有限時系列データを利用したコントローラ更新を提案した。提案法は、コントローラの逆モデルを有限インパルス応答列として与え、それを FRIT にて更新した。過剰な適合防止のため、正則化最小二乗法を利用して FIR フィルタのパラメータを算出することを考えた。有効性確認の結果、汎用性低下を防止したうえで参照モデルの応答と類似した閉ループ応答を実現できた。FRIT のユーザビリティを保持した上で、ノンパラメトリックな FB コントローラ設計を実現できた。

## 第4章 ノンパラメトリックなコントローラ・モデル同時更新

### 1. イントロダクション

本章では、ユーザビリティの高いFBコントローラとプラントモデルの同時設計方法を目指す。コントローラの再設計が必要となるケースではコントローラ更新以外にプラントの劣化や診断のためにシステム同定が必要となることがある[67]。その場合はコントローラ更新とは別にシステム同定作業も必要となり、システム同定の専門知識のないユーザーの場合はシステム同定の知識取得のための時間が必要となる。一方、システム同定はプラントの事前知識や同定手法・ノウハウが必要となるため、知識取得やシステム同定用プログラムの作成に時間を要すると考えられる[68, 69, 70]。もし、コントローラ設計時にシステム同定の作業を一切介さずにプラントモデルを得ることができるのであれば、ユーザーの作業時間・労力を削減できる。FRIT や VRFT・VIMT 等のアプローチでは、FB コントローラとプラントモデルの不可分性[29]を利用することで、データ駆動制御のコスト関数を最小化する枠組みでモデルベースコントローラに内包されたプラントモデルを実際のプラントの挙動に近づけるような仕組みを実現することも可能となっている。この方法ではプラントモデルの代用としてデータを利用しているため、データを用いたFBコントローラの更新がシステム同定と等価になる。ユーザー目線で考えるとシステム同定の手順がコントローラ設計の工程に出てこないことには変わりはないが、一度の工程でコントローラ設計と同時にシステム同定も可能となる。ユーザーはデータ駆動制御用の実験データ収集のみをすればよく、モデリングというステップを知らないユーザーでも、労力や作業時間を増やさずにシステム同定もできる。このような方法でプラントモデルを得ることができれば、データ駆動制御のユーザビリティのさらなる向上に貢献できるとされ、様々な先行研究が提案されている[33,34,35,36]。このような仕組みを実現する方法として、FBコントローラに内部モデル制御の構造を設定してデータから自動更新することが提案されている[65, 66]。内部モデル制御構造を持つFBコントローラをデータから更新することで、内包されているプラントモデルが真のプラントに近い応答と近づくため、プラントのモデルも同時に獲得・更新できる。この方法はFBコントローラの構造自体はモデルベースなコントローラであるが、ユーザーがプラントモデル同定手順を意識せずにFBコントローラ設計することができ、ユーザーの作業工数を増加させずにシステム同定も可能とする。一方、従来の方法はFBコントローラ内のプラントモデル構造が決まっていることを仮定した方法であり、プラントの特性や事前情報がブラックボックスの場合、適切なプラントモデル次数をあらかじめ決定することは非常に困難である。不適切なプラントモデル次数の場合は、参照モデルに対する所望の応答改善と精度のよいシステム同定ができない。プラントモデルの構造が前もって設定されていなければ、ユーザーが構造を試行錯誤的に決めておかなければならず、その分の作業時間と労力が必要となる。以上の点から、データ駆動制御の新たな拡張として、FBコントローラ内のプラントモデル次数をユーザーが決める必要のない方法論が必要となる。そのような方法を実現できれば、極力少ない労力と作業時間を達成可

能なユーザビリティの高いプラントモデルとコントローラの同時獲得ができる。データ駆動制御のコスト関数削減の枠組みでモデルも得られるため、システム同定の知識のないユーザーでも一切の作業と労力を必要とすることなく扱うことができる。

本研究課題を解決するため、FB コントローラをノンパラメトリックな伝達関数として設定し、その未知パラメータを決定するアプローチが考えられる。FB コントローラ内のプラントモデルを FIR として与え、モデルフリーアプローチの枠組みにおいて未知のパラメータを推定できる。プラントの特性や事前情報がブラックボックスの場合でも更新後の閉ループ応答を参照モデルの応答に近づけることができる。さらに、FIR が真のプラントの応答と近づくような更新がなされる。タップ数がデータ駆動で利用される入出力の長さとして設定されるため、データ駆動制御のユーザビリティを維持したままノンパラメトリックな FB コントローラ設計とシステム同定が可能となる。しかし、FIR フィルタのパラメータ数が多い場合、コスト関数における過剰な適合が生じ、コスト関数を十分小さくできたとしても性能が低下することもある。そのため、コントローラを FIR フィルタとして設定するだけでなく、過剰な適合を防止するパラメータの求解も必要となる。そこで、回帰分析手法の一つである Ridge 回帰を用いることを提案する。Ridge 回帰では L2 正則化にてパラメータの要素を 0 にせず過学習を回避できる。回帰分析法の Ridge 回帰 [61] を用いてコントローラを獲得する。

## 2. 問題設定

本章における数式の定義に関して説明する。 $n$ 次元の列ベクトル集合を $\mathbb{R}^n$ をとした際に、 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  に対して  $A^T$  は転置を意味する表現とする。サンプル時間  $T$  における離散時間の信号  $w$  の時刻  $t = Ti$  での瞬時値を  $w(i)$  で表わす。有限時間信号  $w$  のデータ点が  $N + 1$  のとき、 $\|w\| = \|w\|_2 = \sqrt{\sum_{i=0}^N w^2(i)}$  とする。伝達関数の表現方法に関して、伝達関数  $G$  としてあらわされるシステムに入力  $w$  を加えたときの出力を単に  $Gw$  と表わす。文脈から自明な際には  $z$  を省略することもある。調整パラメータ  $\rho$  でパラメトライズされたコントローラ  $C$  を  $C(\rho)$  と表現することがある。伝達関数  $G$  に、離散時間の入力信号で  $w$  を印加したときの出力の離散時間信号は、時間領域ではシステムの伝達関数と入力時間信号の convolution を用いて記載、周波数領域では入力を  $z$  変換するなどして伝達関数とそれらのかけ算として記載したほうがよい。ただし、このような厳密な表現・記載方法で数式表現することで数式と説明が煩雑になって可読性が低下する場合もあるため、可読性を優先して伝達関数  $G$  をもつシステムに  $w$  を印加したときの出力を単に  $Gw$  と表わす。

本章においても、図 2.1 の一自由度系を対象とする。プラントの有限時間における入力と出力の時系列信号が測定できるとする。 $y$  がプラントの出力、 $u$  がプラントへの制御入力、 $r$  が外部から入力される目標値、プラントが安定かつ線形時不変な最小位相特性を有する伝達関数である。一自由度制御系の目標品質水準を定量化した伝達関数モデルとして、安定な最小位相系の参照モデル  $T_d$  がすでに与えられているとする。本章では安定かつ最小位相系な初期コントローラ  $C_{ini}$  がすでに図 2.1 の制御系に実装されており、 $C_{ini}$  によって制御系が安定化されているとする。た

ただし,  $T_d r \neq PC_{ini}/(1 + PC_{ini})r$ であり, 更新後の閉ループ応答を参照モデルの応答に近づけるコントローラではないとする。このとき, プラントモデルを用いずに更新後の閉ループ系の目標値応答  $PC(\rho)/(1 + PC(\rho))r$  を  $T_d r$  に近づける線形時不変な  $C(\rho)$  を自動更新する。ただし, プラントが完全なブラックボックスシステムであり, コントローラの次数等を決定できないとする。プラントがブラックボックスであるため,  $T_d r$  に対して  $T_d r = PC(\rho)/(1 + PC(\rho))r$  を満足する  $C(\rho)$  の分母・分子多項式の次数が不明とする。さらに, 初期コントローラ  $C_{ini}$  を用いて取得した一組の入出力信号のデータセットのみを用いてコントローラを更新しなければならず, 複数回の実験・実験データの測定ができないとする。データセットは初期コントローラ  $C_{ini}$  の稼働によって測定されたデータ長  $N$  の  $y_0 = [y(0), y(1) \dots, y(N)]^T$  と  $u_0 = [u(0), u(1) \dots, u(N)]^T$  と与えられており, 閉ループの実験によって測定されている。また, コントローラ更新と同時にプラント  $P$  の数学モデル  $P_m$  をデータ駆動制御のコスト関数の最小化の枠組みで算出する必要がある。データ駆動制御のコスト関数を最小化する枠組みでモデルベースコントローラに内包されたプラントモデルを実際のプラントの挙動に近づけるような仕組みを実現するため, FB コントローラに内部モデル制御の構造を設定して

$$C = \frac{T_d}{(1 - T_d)P} \quad \dots\dots\dots (4.1)$$

とする。式(4.1)の  $C$  を作成すると, 一自由度系における閉ループ関数は

$$\begin{aligned} T_{ry} &= \frac{PC}{1 + PC} \quad \dots\dots\dots (4.2) \\ &= \frac{P \frac{T_d}{(1 - T_d)P}}{1 + P \frac{T_d}{(1 - T_d)P}} \\ &= \frac{PT_d}{(1 - T_d)P + PT_d} \\ &= T_d \end{aligned}$$

となる。式(4.1)のコントローラを閉ループ系に搭載すると  $T_{ry}r = T_d r$  がなりたつ。ただし, プラントがブラックボックスである際は, 式(4.1)の伝達関数導出が不可能である。そこで,  $P$  を有限インパルス応答列  $\rho$  で置換された伝達関数

$$C(\rho) = \frac{T_d}{(1 - T_d)P_m(\rho)} \quad \dots\dots\dots (4.3)$$



$$P_m(\rho) = \sum_{i=0}^N p(i)z^{-i} \quad \dots\dots\dots (4.4)$$

として設定する。入出力の有限時系列の点数が FIR フィルタのパラメータは数となっている。 $\rho$  は、プラントの impulse 応答列  $\rho = [p(0), p(1) \dots, p(N)]^T$  となる。 $\rho$  を実験データから測定すれば、プラントの伝達関数となる。つまり、データ駆動制御による更新にて  $T_{ry} = T_d$  となれば、式(4.2) から  $P = P_m(\rho)$  となることも自明であり、データ駆動制御のコスト関数を削減する枠組みで  $P_m(\rho)$  をプラントの応答に近づけることが可能となる。ただし、伝達関数が高い次数のものに設定されるため、参照モデルの応答と類似するような impulse 応答列のパラメータを導けたとしても、過学習によるコントローラ更新後の汎化性や応答性悪化が発生する懸念が存在する。式(4.4)の更新後のコントローラに関して、式(2.15)の入力型 VIMT のコスト関数の低減に寄与しない要素を微小な値にしなければならない。そこで、本章ではデータ長  $N$  の閉ループデータを利用して式(4.4)の impulse 応答を推定し、一度の手順で閉ループ応答を参照モデルの応答に近づけることを目指す。このような更新をすることにより、 $T_{ry}r = T_d r$  が実現した場合に式(4.2)の関係から適切な impulse 応答を推定できる。これらの設定から、本章で解く問題は下記のようにまとめられる。

・条件 1

プラント  $P$  が安定な最小位相系であり、一入出力の SISO 系である。ただし、分母・分子の次数および係数が未知のブラックボックスシステムとする。

・条件 2

図 2.1 の制御系に安定かつ最小位相な初期コントローラ  $C_{ini}$  があらかじめ実装されている。初期制御系は初期コントローラによって安定化されているとする。

・条件 3

データ長  $N$  の  $y$  と  $u$  の有限時間の入出力信号のデータセットである  $y_0 = [y(0), y(1) \dots, y(N)]^T$  と  $u_0 = [u(0), u(1) \dots, u(N)]^T$  だけ得られている。データセットは初期コントローラ  $C_{ini}$  の閉ループ実験によって得られているものとする。

・条件 4

一自由度制御系の目標品質が定量化された離散時間モデル  $T_d$  がすでに与えられているとする。 $T_d$  は安定な最小位相系である。

・条件 5

プラントの状態量の初期値が 0 である。

・条件 6

$T_d r = PC(\rho)/(1 + PC(\rho))r$  を満足する  $C(\rho)$  の分母・分子多項式の次数が未知である。

・条件 7

更新後のコントローラは式(4.3)とする。

・条件 8

条件 1 で与えられているデータセットは入力型 VIMT におけるコントローラを導出するための PE 性を満たすとする。

・条件 9

更新後の制御系に関しては、モデルマッチング誤差を許容し、 $T_d \neq PC(\rho)/(1 + PC(\rho))$  となっても問題ないとする。

・条件 10

$N + 1$  個のパラメータを有する更新後のコントローラを実装できる程度のメモリ容量を有するとする。

・条件 11

更新後のコントローラは式(4.3)となるため、式(4.2)の関係式から、 $T_d r = T_{ry} r$  となる場合に  $\rho$  が impulse 応答の真値に近づくことが期待できる。

以上の条件のもと、

参照モデルの応答と更新後閉ループ応答を近づけながらシステム同定を実現するため、

$$J_i(\rho) = \left\| T_d r - \frac{PC(\rho)}{1 + PC(\rho)} r \right\|^2 \quad \dots\dots\dots (4.5)$$

を十分低減可能な式(4.3)のインパルス応答列  $\rho$  を  $y_0$  と  $u_0$  から求めることを目指す。

### 3. 提案手法

入力型 VIMT にてコントローラ調整を施すことを提案する。式(4.3)のコントローラの有限インパルス応答列を入力型 VIMT のコスト関数の最適解として算出することを考える。式(4.3)を用いると、

$$\begin{aligned} J(\rho) &= \left\| T_d r - T_d \left( \frac{T_d}{(1 - T_d)C(\rho)} + \frac{1}{C_{ini}} \right) u_0 \right\|^2 \\ &= \left\| T_d r - \frac{T_d}{C_{ini}} u_0 - P_m(\rho) T_d u_0 \right\|^2 \end{aligned} \quad \dots\dots\dots (4.6)$$

と表現できる。また、変数として

$$Y_V = T_d r - \frac{T_d}{C_{ini}} u_0 \in \mathbb{R}^{N+1} \quad \dots\dots\dots (4.7)$$

$$W_V = T_d u_0 \in \mathbb{R}^{N+1} \quad \dots\dots\dots (4.8)$$

を設定すれば,  $J(\rho)$ を

$$J(\rho) = \|Y_V - P_m(\rho)W_V\|^2 \quad \dots\dots\dots (4.9)$$

また, 時間応答として算出すると,

$$\begin{aligned} P_m(\rho)W_V &= \sum_{i=0}^N p(i)z^{-i} W_V \quad \dots\dots\dots (4.10) \\ &= \begin{bmatrix} W_V(0) & 0 & 0 & 0 \\ W_V(1) & W_V(0) & 0 & 0 \\ \vdots & \dots & \ddots & \vdots \\ W_V(N) & \dots & W_V(1) & W_V(0) \end{bmatrix} \rho \\ &= U_V \rho \end{aligned}$$

である。  $U_V$ は  $W_V$ の有限データによる  $N + 1$ の行列

$$U_V = \begin{bmatrix} W_V(0) & 0 & 0 & 0 \\ W_V(1) & W_V(0) & 0 & 0 \\ \vdots & \dots & \ddots & \vdots \\ W_V(N) & \dots & W_V(1) & W_V(0) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{N+1 \times N+1} \quad \dots\dots\dots (4.11)$$

が定義できる。これらの式を代入して VIMT の  $J(\rho)$ を

$$J(\rho) = \|Y_V - U_V \rho\|^2 \quad \dots\dots\dots (4.12)$$

のように導出できる。  $J(\rho)$ が線形となるため, 線形最適化を施せる。ただし, 可調整パラメータ数である有限インパルス応答列の有効な点数が  $N + 1$ であり, 有効パラメータが過大な数となる。

コスト関数の最適解の計算に正則化最小二乗法を適用する。前節ではコスト関数に L1 正則化を施した。LASSO 回帰における L1 正則化はパラメータの要素を 0 にする方法である。しかし, 今回推定すべき値はプラントの有限インパルス応答列であり, 本質的に意味のあるパラメータとはインパルス応答の過渡応答である。データ点数  $N + 1$ の有限時間内にてインパルス応答が定常値へ収束するような場合は, データ点数に対して有効パラメータの数が十分小さく, LASSO 回帰にてインパルス応答の過渡応答を算出できる。しかしながら, データ点数  $N + 1$ の有限時間内にてインパルス応答が定常値に収束しない場合は, データ点数に対してパラメータの数が必要以上に削減されてしまつて推定精度が悪化する懸念がある。そこで, 回帰分析手法の一つである Ridge 回帰を用いることを提案する。Ridge 回帰では L2 正則化にてパラメータの要素を 0 に

せずに過学習を回避できる。したがって、データ点数に対して本質的に意味のあるパラメータの数が十分小さくならないときでも良好な推定を実現できる。Ridge 回帰を取り入れたコスト関数を

$$J_{RIDGE}(\rho) = J(\rho) + \lambda \sum_{i=0}^N p^2(Ti) \quad \dots\dots (4.13)$$

と表現する。コスト関数の $\lambda$ が調整係数である。ここで、Ridge 回帰における正則化最小二乗法の最適解は

$$\rho^* = (U^T U + \lambda I)^{-1} U^T Y \quad \dots\dots\dots (4.14)$$

と算出する。L2 ノルムを導入すれば、推定した有限インパルス応答 $\rho$ の中で本来のコスト関数 $J(\rho)$ の低減に寄与しない要素が小さくなり、不要なパラメータの影響を低減できる。L2 ノルムによる正則化であるため、本質的に意味のあるパラメータをゼロにすることなく、最適解を算出できる。提案法は下記の手順である。

1.  
有限時間の入出力データを測定する。
2.  
リッジ回帰の係数 $\lambda$ を設定する。
3.  
インパルス応答を式(4.14)から推定する。
4.  
推定したインパルス応答を用いた式(4.3)のFB コントローラを実装する。

#### 4. Remark

入力型の VIMT は先行研究の結果から容易に導くことのできる容易な拡張手法であり、学術的な観点で考えると FRIT の代わりに使うような利点はまったくない。しかし、今回の問題設定では FRIT の代わりに入力型の VIMT を使った方が優れた内部モデル制御を設計できると考えた。本節では、FRIT ではなく入力型 VIMT を取り扱った理由に関して述べる。FRIT に対して本問題設定のコントローラを適用すると、

$$\begin{aligned}
J(\rho) &= \|y_0 - T_d r_c(\rho)\|^2 \\
&= \left\| y_0 - T_d \left( \frac{1}{C(\rho)} u_0 + y_0 \right) \right\|^2 \quad \dots\dots\dots (4.15) \\
&= \left\| y_0 - T_d \left( \frac{1}{C(\rho)} u_0 + y_0 \right) \right\|^2 \\
&= \left\| y_0 - T_d \left( \frac{(1 - T_d) P_m(\rho)}{T_d} u_0 + y_0 \right) \right\|^2 \\
&= \|(1 - T_d)y_0 - (1 - T_d)P_m(\rho)u_0\|^2
\end{aligned}$$

と表現できる。ここで、本式を $1 - T_d$ で括ることにより、コスト関数を

$$J(\rho) = \|(1 - T_d)(y_0 - P_m(\rho)u_0)\|^2 \quad \dots\dots (4.16)$$

と表現できる。システム同定の観点から考察すると、ハイパスフィルタ $1 - T_d$ で前処理された入出力データを用いてプラントをプラントモデル $P_m$ として同定していることに相当すると解釈できる。ハイパスフィルタの特性上、入出力データにおける低周波数地域の成分を遮断し、高周波数帯域の成分を通過させてしまう。したがって、プラントが稼働する動作範囲である低周波数帯域の情報がプラントモデル同定に反映されにくいということになってしまう。さらに、入出力データに重畳した高周波数ノイズが除去されないため、プラントモデルの同定精度に悪影響を与えてしまう。このような理由から、コントローラをデータから調整する際にはFRITではなく、入力型VIMTを利用の方が好ましいと考えた。ただし、本手法においても入力型のVIMTはFRITへプレフィルタを使った結果と等価になるため、入力型のVIMTが容易な拡張できるという点に変わりはない。つまり、今回の提案方法は特定のプレフィルタを使ったFRITと解釈することも十分可能であることに注意すべきと考えられる。

今回提案した方法はプラントモデルの同定とみなすこともできる。入出力から伝統的なシステム同定の方法を使って、プラントのモデルを同定して内部モデル制御を作るというアプローチも考えられる。ただし、定性的な観点で考えると、提案した手法は一度の工程のみでコントローラとプラントのモデルを一括で導出するという利点を有しており、産業応用上は工数を大幅に削減できる可能性がある。モデルベースなコントローラ設計がモデリングとコントローラ設計の二段階の工程を必要とすることを考えると、十分な作業時間の削減や短縮につながる可能性がある。なお、定量的な観点からの利点・有効性に関する考察は今後の課題とする。

なお、本稿では最も簡単な正則化手法としてLASSO回帰とRidge回帰を用いたが、カーネル正則化[71]のようなより高度な方法も提案されている。ここでは、ユーザー利用の観点から原理がわかりやすいLASSO回帰とRidge回帰を利用することにフォーカスした議論をしている。どの正則化最小二乗法を利用するかに関しては、状況に応じて使い分けることが重要である。例えば、パラメータ算出をなるべく少ない計算コストの線形最適化で導出する必要があるれば、Ridge回帰

を使うことが望ましい。ここで、Ridge 回帰と LASSO 回帰の数学的特性がインパルス応答推定結果に及ぼす影響について考察する。LASSO 回帰では 3 章のように L1 正則化を用いたコスト関数

$$J_L(\rho) = J(\rho) + \lambda \sum_{i=0}^N |p(Ti)| \quad \dots (4.17)$$

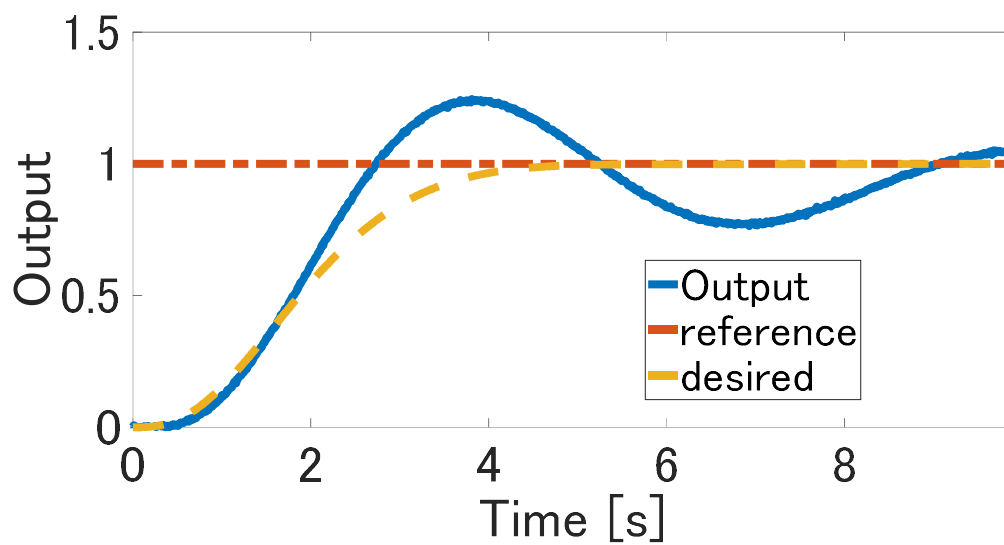
を最小化する。Ridge 回帰と LASSO 回帰における正則化が最適化結果に与える影響は 3 章と同じである。LASSO 回帰にて本章のコスト関数を最小化する場合、インパルス応答の推定値が 0 になる。Ridge 回帰はコスト関数の原理的に Ridge 回帰は推定値の要素が 0 となりにくい、LASSO 回帰は  $\lambda$  が増加すると推定値の要素が 0 になることがある。したがって、推定したい有限インパルス応答列の真値が 0 でないケースでは、 $\lambda$  の値が大きいと推定値と真値が乖離することがある。特に、推定したいインパルス応答の真値が過渡応答のみの場合は、インパルス応答の真値が非ゼロの値となるため、LASSO 回帰を利用すると推定値と真値に乖離が生じることがある。本章の手法は参照モデルの応答と閉ループ応答を類似させつつ、プラントのインパルス応答の真値を算出することが目的のため、Ridge 回帰を利用した。

提案手法のコントローラは Ridge 回帰によって FIR フィルタを算出するため、データセットの長さ  $N$  が大きいとき、コントローラが非常に高次となる。したがって、データセットの長さが大きいほどコントローラの実装が困難となる。この点から、実用上はデータセットの長さを短くして推定するインパルス応答例の数を減らすことでメモリ容量を低減するといったことも考えられる。このように実装の難易度がデータセットに依存してしまうことが本手法でノンパラメトリックなコントローラを利用することのデメリットである。したがって、実際に利用する場合は適用するシステムの計算スペックを考えて本稿の方法を利用することが望ましい。

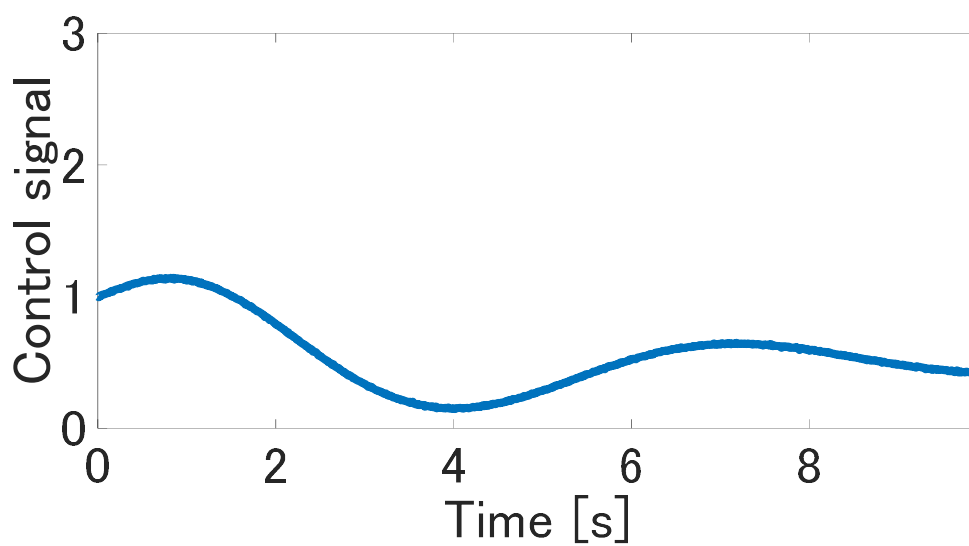
## 5. 数値例

数値シミュレーション条件に関しては、3.5 節とすべて同じのため、本節での説明は省略する。ここでは、正則化係数を  $\lambda = 400$  と設定してデータからコントローラを求解する。提案手法の妥当性を確認するため、従来手法である最小二乗法による入力型 VIMT と提案手法のコントローラ更新結果を比較する。図 4.1 に初期シミュレーションの応答を示す。時系列データの有効な点数が 1001 点であり、有限インパルス応答例のデータ点数も 1001 個となる。したがって、1001 個のコントローラパラメータを導出する必要がある。図 4.2 に推定したインパルス応答とインパルス応答の真値を示す。また、LASSO 回帰と Ridge 回帰における挙動を比較するため、LASSO 回帰によって impulse 応答を推定した結果も示している。推定精度を比較するため、LASSO 回帰と Ridge 回帰の正則化係数は同じ値としている。最小二乗法を用いて入力型 VIMT では、推定した有限インパルス応答が振動してしまっている。図 4.1 の有限時系列データに含まれるノイズの挙動が原因である。提案法による推定では、振動が発生しないことがわかる。提案手法にて  $\lambda =$

0とした場合の最適解は、最小二乗法を用いた入力型 VIMT の最適解と一致する。したがって、今回の結果では $\lambda$ が0に近づくほど、実験データのノイズが有限インパルス応答の推定結果に悪影響を及ぼしてしまう。LASSO 回帰による推定ではインパルス応答の推定値が0となっており、過渡応答を推定できていないことがわかる。Remark で述べたように LASSO 回帰では推定値が0になりやすく、今回の問題設定では適切な impulse 応答を推定できなかったことがわかる。次に、提案手法において推定したインパルス応答の精度をさらに考察するため、図 4.3 に内部モデル制御系の $P_m$ とプラントの伝達関数 $P$ の周波数応答を示す。 $P_m$ の周波数特性でも、従来手法では10 rad/s よりも高い領域の位相とゲインにモデル誤差が発生している。高周波数帯域における S/N 比が小さいため、高い周波数域の特性を再現できなかったと考えられる。提案手法では有限インパルス応答推定時に観測ノイズの影響が抑制できており、10 rad/s より高い周波数帯域においても真値と一致している。なお、LASSO 回帰による推定では Ridge 回帰の正則化係数と同じ値を用いたが、LASSO 回帰の正則化係数を変更した際の impulse 応答の推定結果に関しては付録にて説明する。



(a) 出力



(b) 入力

図 4. 1. 実装済み初期コントローラによる入出力応答データ.



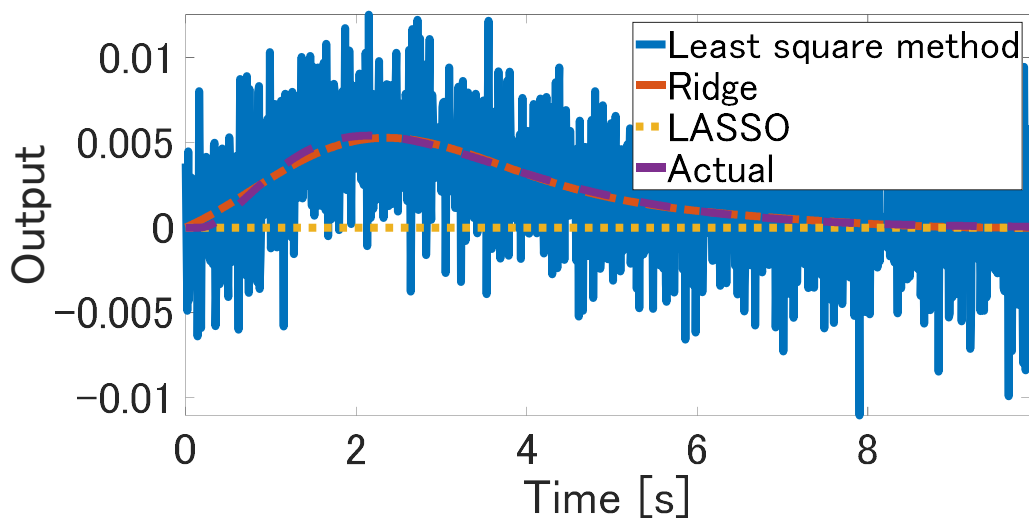


図 4. 2. 有限インパルス応答結果.

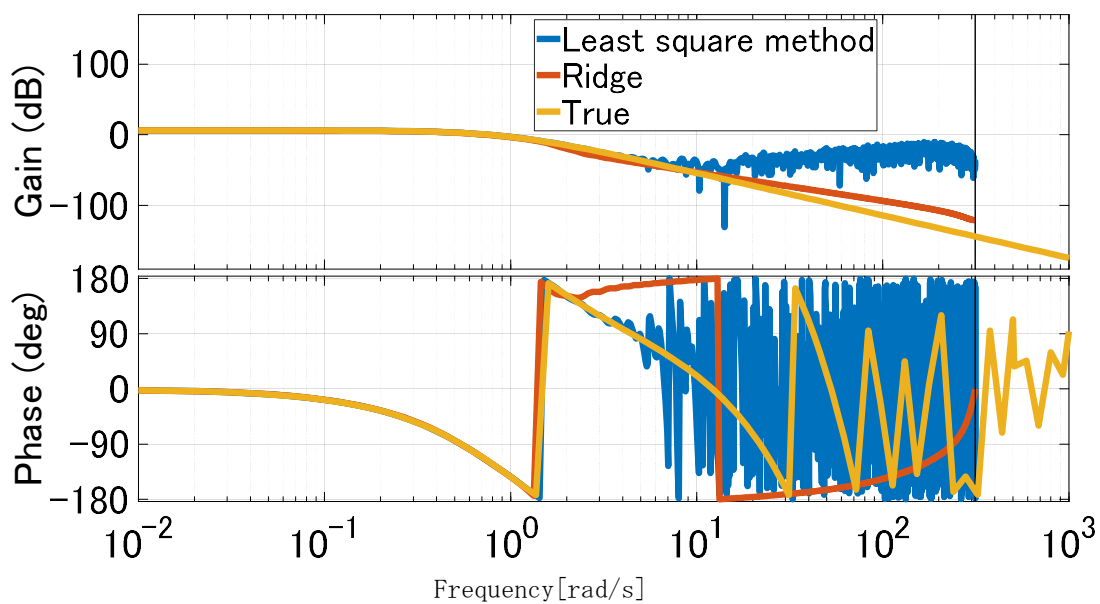
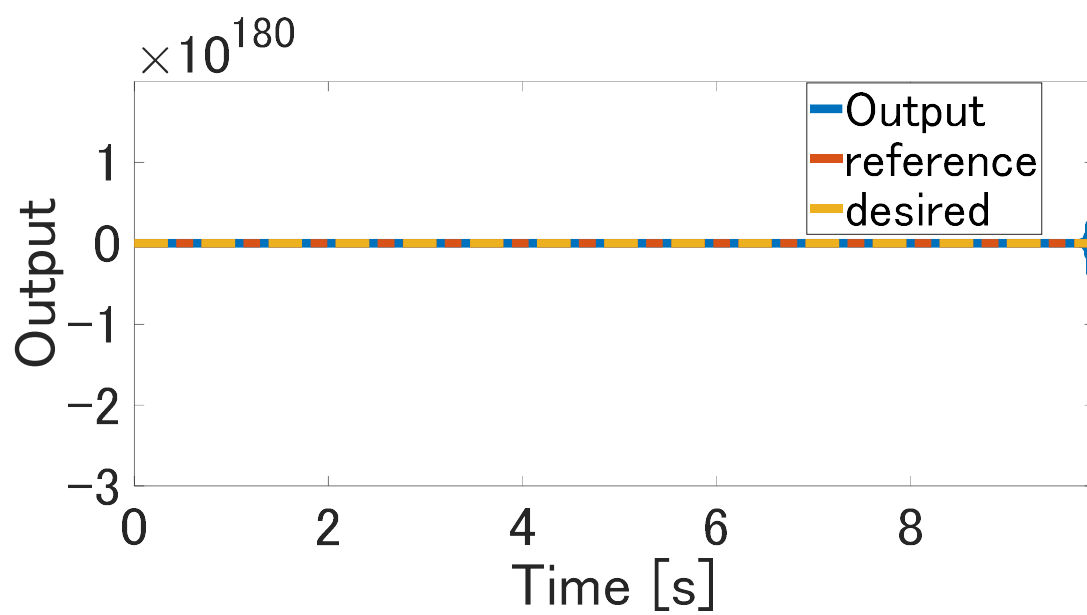
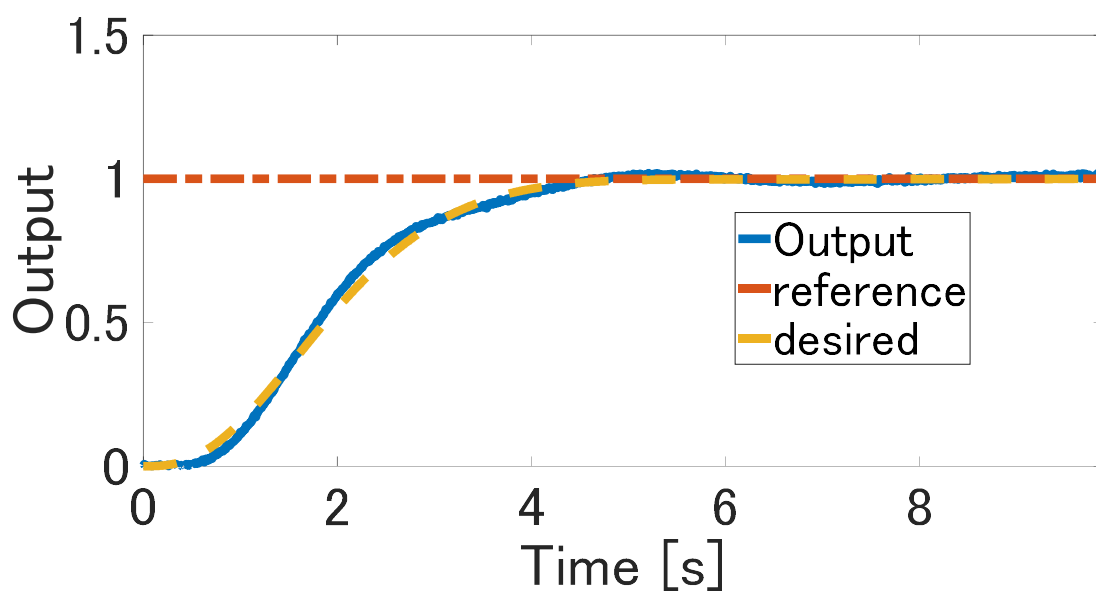


図 4. 3. 周波数応答の比較.

結果を図 4. 4 に示す。従来法の更新では出力が収束していない。提案手法による更新では、出力と目標値応答の波形が重なっている。RMSE が 0.0198 である。提案法ではノイズの影響を低減したうえでコントローラ更新できたため、閉ループ系が不安定化しなかったと考えられる。



(a) 従来の入力型 VIMT



(b) 提案手法

図 4. 4. シミュレーション結果.

## 6. 実験例

本節では、PWM 型 AD コンバータの電圧制御システムに提案手法を適用し、コントローラパラメータ調整における有効性を検証する。図 4.5 に実験システムを示す。本 AD コンバータの電圧制御システムは、Digital の電圧指令を Analog の電圧指令に変換することを目的としたシステムである。Digital の電圧指令を目標値  $r$  とし、Analog の電圧指令であるコンデンサ電圧出力  $y$  と  $r$  間の偏差がなるべく小さくなるような入力  $u$  を算出する。電圧制御では、AD コンバータ内の RC 回路の出力  $y$  [V] をマイコンにて記録する。マイコンボード内部で Digital 電圧指令とコンデンサ電圧出力情報から制御入力  $u$  を PWM 回路にて RC 回路に電圧入力する。電圧制御プログラムは、サンプリング時間 0.01 s の周期で処理される。今回の実験システムは実際の産業現場で使われているものではなく模擬回路であるが、コントローラを自動更新することは産業現場で珍しいことではない。例えば、電解コンデンサは中の電解液が時間経過とともに劣化するため、パラメータの変動によって定期的にコントローラを更新する必要がある。また、回路部品の劣化以外にも部品調達の関係で別機種のマコン回路に交換することもあり、回路の応答遅れや量子化誤差の特性がかわってしまうこともある。このような関係から、電気回路のコントローラ更新を自動化することは実際の現場でも需要のある方法といえる。

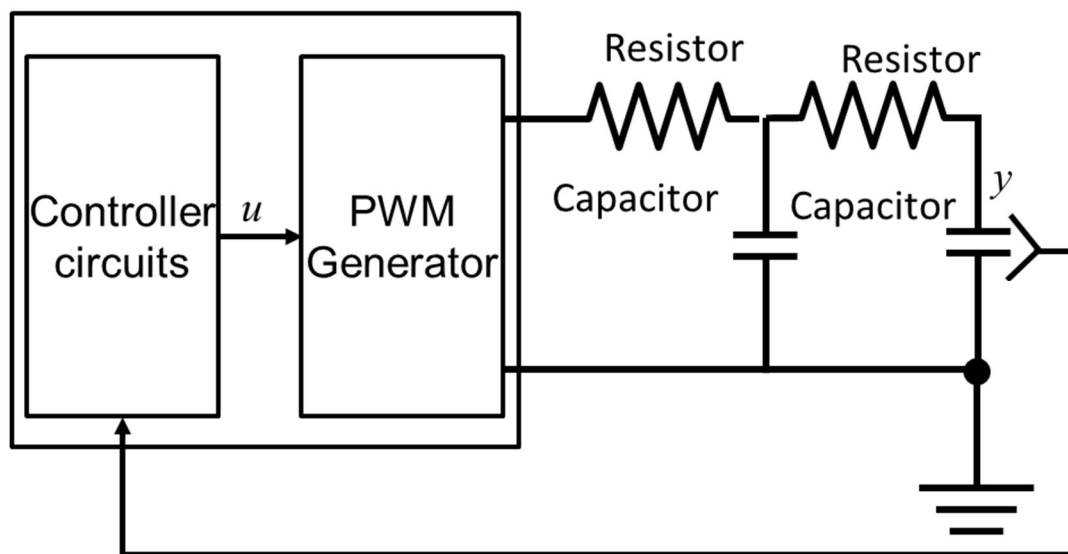


図 4.5 二段 RC 回路を用いた電圧制御システム

本実験では、コントローラの伝達関数を比例コントローラ

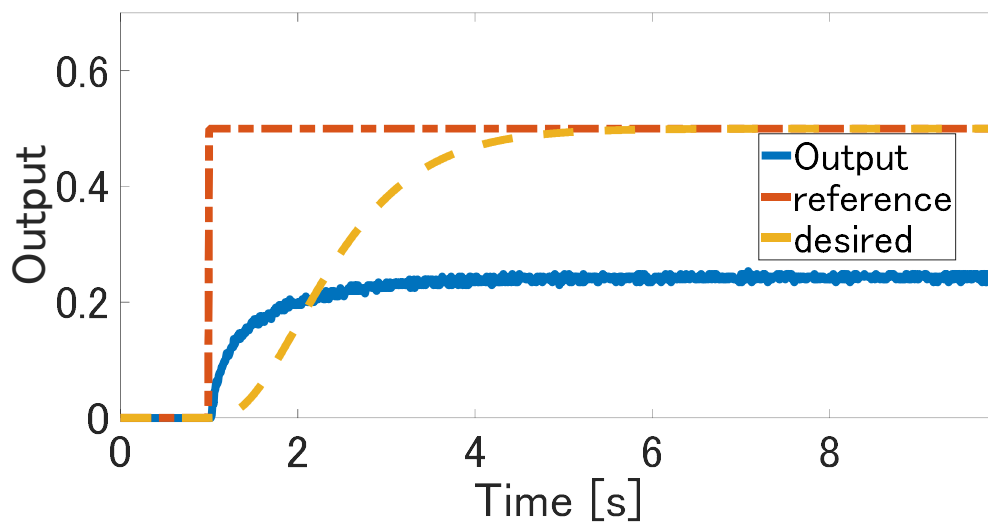
$$G_{ini} = 1 \quad \cdots (4.18)$$

とした。コンデンサ電圧の  $dv/dt$  が過大な値をとると、回路部品の早期劣化が生じやすくなる。し

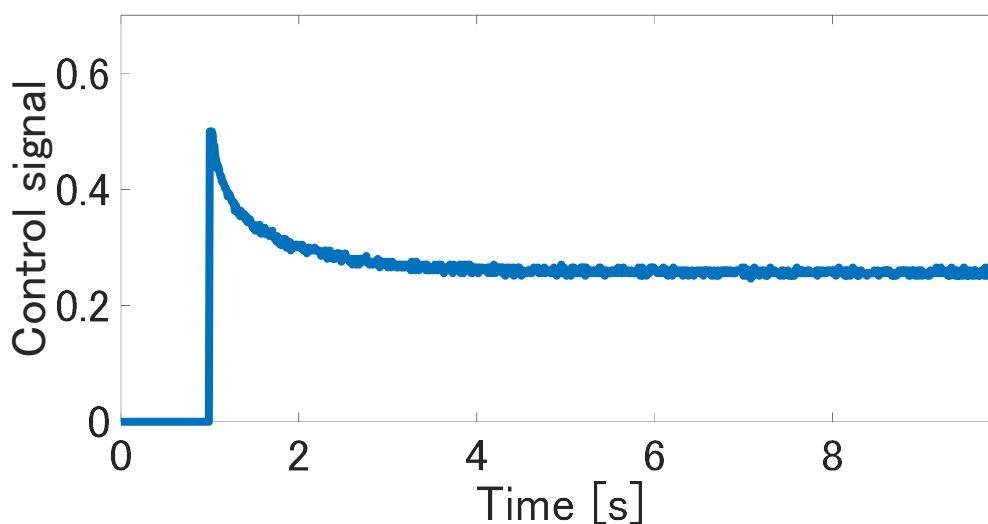
たがって、電圧指令に対して電圧が緩やかに変化するような参照モデルを

$$T_d = \frac{1.313z^2 + 5.176z - 1.275}{z^3 - 2.941z^2 + 2.882z - 0.9418} \quad (4.19)$$
$$\times 10^{-6}$$

とした。実装済み初期コントローラを用いた入出力データを図 4.6 に示す。パラメータとコントローラの構造が適切でないことから、参照モデルの応答に対する誤差が発生している。



(a) 出力



(b) 入力

図 4.6. 実装済み初期コントローラによる入出力応答データ.

ここでは、正則化係数を $\lambda = 0.1$ と設定し、図 4.6 のデータを用いて伝達関数モデルの内部モデル制御系を求解していく。提案手法の妥当性を確認するため、従来手法である最小二乗法による入力型 VIMT と提案手法のコントローラ更新結果を比較する。図 4.6 は有効なデータの点数が 901 点であり、有限インパルス応答例のデータ点数も 901 個となる。したがって、901 個のコントローラパラメータを導出する必要がある。図 4.7 に正則化を施す前後の有限インパルス応答を示す。また、LASSO 回帰と Ridge 回帰における挙動を比較するため、LASSO 回帰によってインパルス応答を推定した結果も示している。推定精度を比較するため、LASSO 回帰と Ridge 回帰の正則化係数は同じ値としている。最小二乗法を用いて入力型 VIMT では、推定した有限インパルス

ス応答が振動してしまっている。図 4.6 の有限時系列データに含まれるノイズの挙動が原因である。提案手法による推定では、振動的な挙動が発生していない。提案手法にて $\lambda = 0$ とした場合の最適解は、最小二乗法を用いた入力型 VIMT の最適解と一致する。したがって、今回の結果では $\lambda$ が 0 に近づくほど、実験データのノイズが有限インパルス応答の推定結果に悪影響を及ぼす。LASSO 回帰による推定ではインパルス応答の推定値が 0 となっており、過渡応答を推定できていないことがわかる。Remark で述べたように LASSO 回帰では推定値が 0 になりやすく、今回の問題設定では適切なインパルス応答を推定できなかったことがわかる。次に、提案手法において推定したインパルス応答の精度をさらに考察するため、周波数応答を比較する。 $P_m$ においても、従来手法では 10 rad/s よりも高めた周波数領域のゲインと位相にモデル誤差が発生している。高周波数帯域における S/N 比が小さいため、高い周波数域の特性を再現できなかったと考えられる。提案手法ではノイズの悪影響が生じずに 10 rad/s より高い周波数帯域においても真値と一致している。

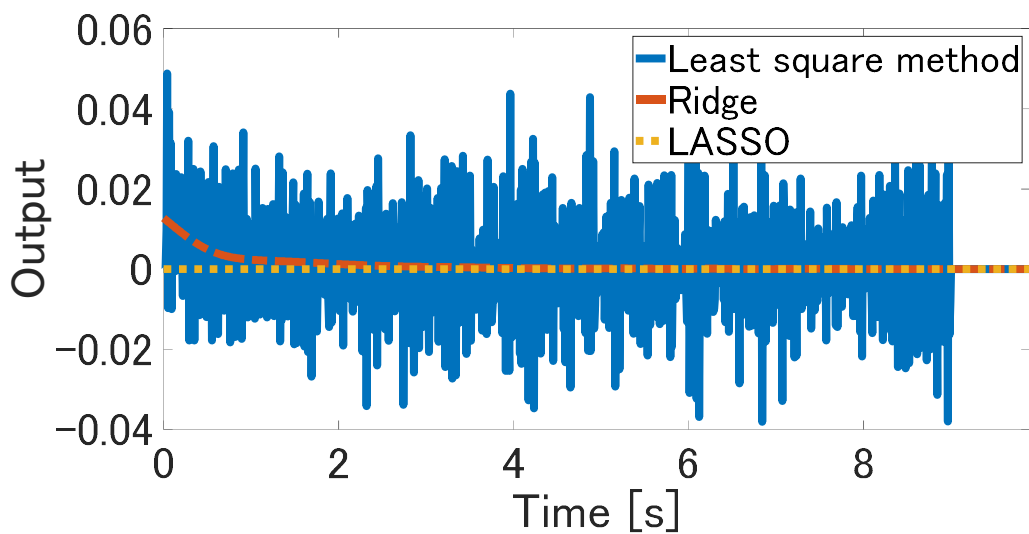


図 4.7. 有限インパルス応答結果.

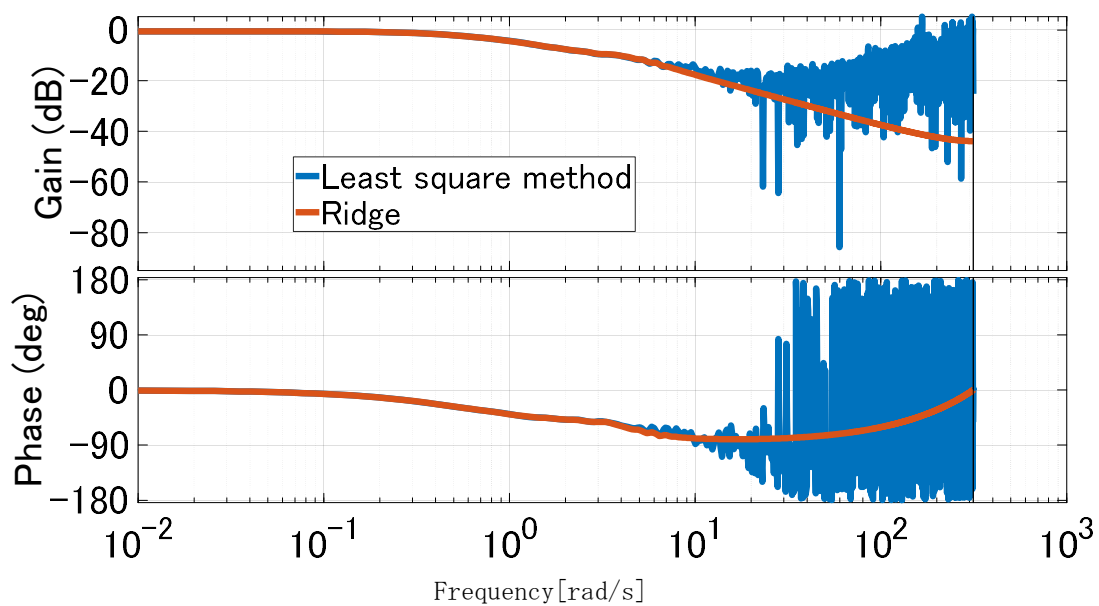
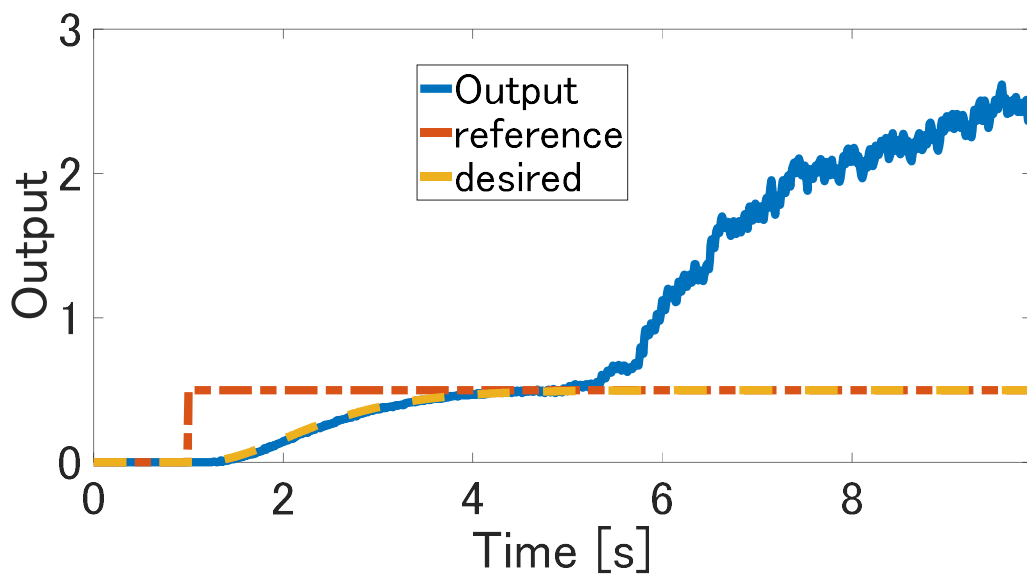
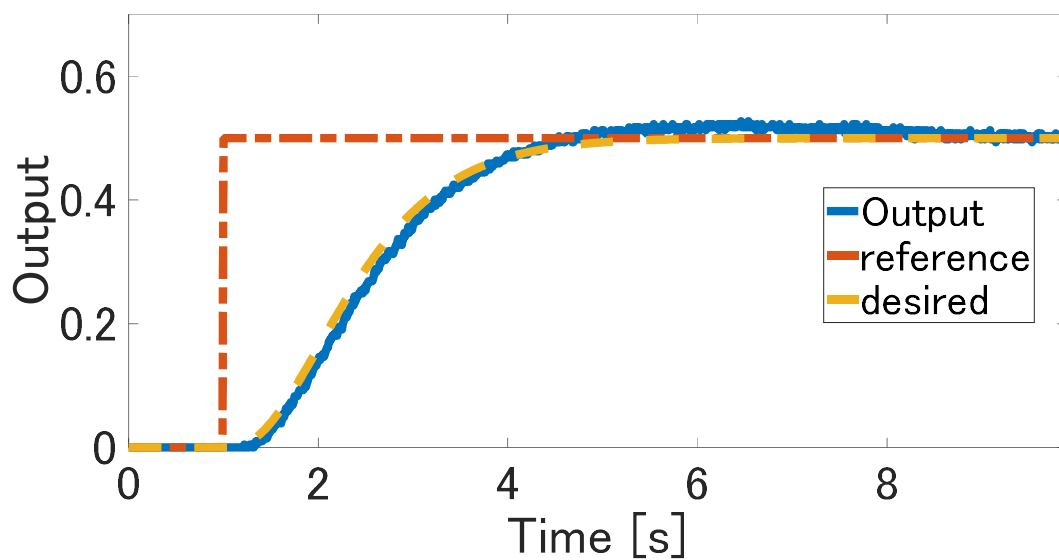


図 4.8. 周波数応答の比較.

実験結果が図 4.9 である。従来法による更新では出力が収束していない。提案手法によるコントローラ更新では、出力と目標値応答の波形が重なっていることがわかる。提案手法では観測ノイズの影響を低減したうえでコントローラ更新できたため、閉ループ系が不安定化しなかったと考えられる。プラントの次数・構造が不明確な状態でも目標値応答を達成可能なコントローラ獲得を実現できた。



(a) 従来の入力型 VIMT



(b) 提案手法

図 4.9. 実験結果.

## 7. 結論

本章では、従来のデータ駆動制御のユーザビリティを維持したノンパラメトリックなコントローラとプラントモデルの同時更新実現を目指した。データ駆動制御のコスト関数削減の枠組みでプラントモデル同定を可能とする仕組みとして、FBコントローラの構成に内部モデル制



御を利用し、内包したプラントモデルを FIR としてデータから導出することでノンパラメトリックな制御系設計とプラントモデリングを実現している。したがって、本稿の手法は通常の VIMT の単なる拡張ではなく、プラントの次数が未知の状況に置いて、極力少ない労力と作業時間を達成可能なユーザビリティの高いプラントモデルとコントローラの同時獲得ができる。本方法はデータ駆動制御のコスト関数削減の枠組みでモデルも得られるため、システム同定の知識のないユーザーでも一切の作業と労力を必要とすることなく扱うことができる。

## 第5章 おわりに

本博士論文では、ユーザーの作業工数や労力が極力少なくなるようにユーザビリティを向上させるようなデータ駆動制御の方法論提供を目指す。特に、プラントの特性がブラックボックスな状況においても、従来のデータ駆動制御のユーザビリティを維持したままコントローラ設計・更新を実現することを目指す。ここで提案する方法ではコントローラの構造を FIR フィルタとして与え、その可調整パラメータをデータ駆動制御にて調整する。さらに、回帰分析に基づく正則化最小二乗法を適用することにより、ノイズや外乱等による過剰適合の影響を抑制する。本論文のアプローチでは、ユーザーの作業工数や労力が極力を増加させずに、コントローラ設計構造情報をユーザーが決まることなく参照モデルの応答と類似した閉ループ応答を達成できる。本論文では、5章で構成される。1章では研究背景について述べ、データ駆動コントローラ調整手順と研究課題を述べる。2章ではデータ駆動制御および数値最適化に関する準備事項をまとめる。第3章ではFRITとLASSO回帰を用いたノンパラメトリックコントローラ更新法を述べ、有効性を実験例にて検証する。第4章ではRidge回帰を用いたデータ駆動制御を提案し、有効性を数値シミュレーションにて検証する。最後に第5章に本博士論文のまとめを述べる。

主結果としての第3章では、ユーザーがコントローラ構造を決める作業が不要となるようにコントローラ構造決定が不要なノンパラメトリックなコントローラを設定し、それをFRITにてデータから更新することを提案する。コントローラのモデルをFIRフィルタの逆モデルとして与え、そのパラメータをFRITにて調整することにより、所望の目標値応答を達成可能なコントローラ更新を達成できる。ただし、可調整パラメータの次数が過大な値となるため、そのままFRITを適用すると過学習による汎化性低下が生じる。そこで、FRITのコスト関数に対してLASSO回帰を適用することにより、本質的に意味のあるパラメータのみを獲得する。実験による検証にて、通常のFRITにて参照モデルの応答と類似した閉ループ応答期待できない条件下で所望の制御応答を実現できることを確認する。本結果により、コントローラ構造があらかじめ決まっていない場合においても、FRITのユーザビリティを維持した上でコントローラ設計が可能となる。

第4章ではシステム同定の知識を有さないユーザーでも扱えるような方法として、コントローラだけでなくプラントモデルを同時に生成することを目的としたアプローチを提案した。プラントモデルをFIRフィルタで構成し、FIRフィルタでパラメタライズされた内部モデル制御を調整することでノンパラメトリックなコントローラ更新することを提案する。本手法ではLASSO回帰ではなく、Ridge回帰を適用することによって簡単な行列計算のみでコントローラ獲得を実現することができる。さらに、コントローラ更新と同時にプラントモデルをノンパラメトリックモデルとして獲得できる。実験による検証にて、閉ループ応答を参照モデルの制御応答を近づけることができることを確認する。本結果により、コントローラ構造があらかじめ決まっていない場合においても、データ駆動制御のユーザビリティを維持した上でコントローラとモデルの設計が可能となる。

本博士論文ではコントローラ構造が既定されていない状況下にて、ユーザーの作業時間・労力を増やすことなく、一組の実験データから良好なコントローラを獲得する手法を提案した。デー

タ駆動制御と正則化最小二乗法を適用し、プラントの次数情報を特定せずに制御応答を改善できることを確認した。さらに、プラントモデルをFIRフィルタで構成し、FIRフィルタでパラメトライズされた内部モデル制御を Ridge 回帰とデータ駆動制御の枠組みで調整することでノンパラメトリックなコントローラ更新を実現できることを示した。一方、本手法はコントローラが高い次数の伝達関数モデルとして導出されるため、低容量の演算装置における実装等は困難といえる。また、データ駆動制御全般の課題である制御系の安定性を保証できないという点においても、本稿の手法も例外ではない。さらに、本稿の手法はFIRフィルタでコントローラを構成した関係上、有限区間における制御性能しか保証されないという課題がある。このように多くの課題を有するが、ユーザーの作業時間・労力を増やさずにコントローラ設計が可能となる点において、未知システムの制御系設計における有効なアプローチになりうると考えられる。

3章と4章にて異なる方法を提案したが、これらの方法を使い分けることでユーザビリティの高いコントローラ更新できる。表2がコントローラ更新に利用するデータセットとモデル獲得と実装の観点から3章と4章を比較した結果である。3章の方法はFRITを利用した方法であり、開ループ・閉ループ実験の両方のデータセットを利用することができる。ただし、コントローラ更新のみしかできない。4章の方法はコントローラの更新と同時にプラントのモデルも獲得できる。ただし、VIMTをベースとした方法であるため、閉ループ実験のデータセットしか利用できない制約がある。もし閉ループ実験のデータセットを有していない場合は追加実験が必要となり、コントローラ設計に必要な作業時間・労力が増加することがある。モデルの獲得が不要であるなら、様々なデータセットを利用可能な3章の方法を利用する方がコントローラ設計に必要な労力を抑えることができると考えられる。閉ループ実験のデータセットを容易に入手でき、プラントのモデルの需要がある場合は4章の方法を利用することが推奨される。PE性を満たす操業データであれば4章の方法にてモデルとコントローラを獲得できるため、システム同定における作業・労力を必要とせずにコントローラ設計と同時にモデルを得られる。このように実際の対象の需要やデータセットの種類に応じて提案手法を使い分けることにより、ユーザーの作業時間や労力を極力少なくなるようなコントローラ設計作業を実現できる。

以上の点から、本博士論文の貢献は従来のデータ駆動制御のユーザビリティを維持したノンパラメトリックなFBコントローラ設計方法論の提供である。提案法により、FBコントローラの構造をユーザーが決める工程をスキップでき、従来のデータ駆動制御のユーザビリティを劣化させないことが可能になる。複数の方法を使い分けることで、様々なニーズに対応したノンパラメトリックなコントローラ更新を実現でき、ユーザーの作業時間や労力を極力少なくなるようなコントローラ設計作業を実現できる。したがって、データ駆動制御における実学の提供に大きく貢献すると考えられる。本博士論文では簡単な実験例と数値例の検証のみであったが、今後の課題としてより複雑な産業システムへの適用を進める予定である。さらに、4章の方法ではコントローラとプラントの同時同定ができることを検証したが、データセットの特性がプラントのモデル精度に与える定量的な影響についても今後の課題として検証を進める予定である。本博士論文は一自由度系を対象としているが、実システムには二自由度制御系を利用した製品も存在する。一自由度系以外のFBコントローラを対象としたノンパラメトリックなコントローラ

更新法に関しても取り組む予定である。最後に、本論文のコントローラはFIRフィルタで構成されており、有限データ長の性能しか更新されていない。今後は無限時間の性能を保証できる手法も構築する予定である。最後に、本稿の手法はノンパラメトリックなコントローラ表現を利用した方法であり、データセットの長さにコントローラのパラメータ数が依存してしまうという欠点がある。特に、4章の方法はデータセットの長さに応じてパラメータ数が増えてしまうため、データセットによっては実装が非常に困難となる。このような実装上の問題を明確化し、スペックの低い計算システムへの適用を可能とする方法も課題である。

表 2 提案方法の使い分け

	3章	4章
データセットの条件	開ループ/閉ループのどちらのデータセットも利用可能	閉ループのデータセットのみ利用可能
プラントモデル獲得	不可	可能

## 参考文献

- [1] 杉江俊治, & 藤田政之. (1999). フィードバック制御入門. コロナ社.
- [2] 佐藤和也, 下本陽一, & 熊澤典良. (2012). はじめての現代制御理論. 講談社.
- [3] 足立修一. (2009). システム同定の基礎. 東京電機大学出版局.
- [4] 大島明. (2014). プラントモデリングの地平線. 計測と制御, 53(4), 272-277.
- [5] 矢入健久. (2019). 機械学習とシステム同定: 動的システム学習研究の動向. 計測と制御, 58(3), 176-181.
- [6] Akaike, H. (1998). Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. In Proceedings of 2<sup>nd</sup> International Symposium on Information Theory, 267-281.
- [7] 新井将典, 平社信人, 重松洋一, 平間雄輔, & 川端洋之進. (2021). 推定モデルの相対次数を考慮した制御シミュレーションのためのラグール同定法. 電気学会論文誌 C (電子・情報・システム部門誌), 141(12), 1352-1359.
- [8] 足立修一. (2008). 周波数領域におけるシステム同定の性能評価. 計測と制御, 47(11), 915-920.
- [9] 弓場井一裕. (2010). モデルフリー制御器設計: 操業データからの制御器の直接設計 (〈特集〉データ駆動型アプローチの新展開). システム/制御/情報, 54(3), 98-103.
- [10] Koyama, N., Kubota, K., Kitamuki, I., Nitta, M., & Kato, K. (2012). Survey of a controller design method based on experimental data and a proposal of data conversion method. In Proceedings of 2012 12th International Conference on Control, Automation and Systems (pp. 873-877).
- [11] Hjalmarsson, H., Gevers, M., Gunnarsson, S., & Lequin, O. (1998). Iterative feedback tuning: theory and applications. IEEE Control Systems Magazine, 18(4), 26-41.
- [12] Hjalmarsson, H. (2002). Iterative feedback tuning—an overview. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 16(5), 373-395.
- [13] Karimi, A., Mišković, L., & Bonvin, D. (2002). Convergence analysis of an iterative correlation-based controller tuning method. IFAC Proceedings Volumes, 35(1), 413-418.
- [14] Mišković, L., Karimi, A., Bonvin, D., & Gevers, M. (2007). Correlation-based tuning of decoupling multivariable controllers. Automatica, 43(9), 1481-1494.
- [15] 弓場井一裕. (2009). 相互相関関数を利用した最小二乗法による多変数制御器の直接調整. 計測自動制御学会論文集, 45(10), 541-543.
- [16] Dogru, O., Velswamy, K., Ibrahim, F., Wu, Y., Sundaramoorthy, A. S., Huang, B., & Bell, N. (2022). Reinforcement learning approach to autonomous PID tuning. Computers & Chemical Engineering, 161, 107760.
- [17] Campi, M. C., Lecchini, A., & Savaresi, S. M. (2002). Virtual reference feedback tuning: a direct method for the design of feedback controllers. Automatica, 38(8), 1337-1346.
- [18] Rojas, J. D., & Vilanova, R. (2012). Data-driven robust PID tuning toolbox. IFAC Proceedings Volumes, 45(3), 134-139.

- [19] 相馬将太郎, 金子修, & 藤井隆雄. (2004). 一回の実験データに基づく制御器パラメータチューニングの新しいアプローチ Fictitious Reference Iterative Tuning の提案. システム制御情報学会論文誌, 17(12), 528-536.
- [20] 金子修. (2013). データ駆動型制御器チューニング—FRIT アプローチ—. 計測と制御, 52(10), 853-859.
- [21] Safonov, M. G., & Tsao, T. C. (1994). The unfalsified control concept and learning. In Proceedings of 1994 33rd IEEE Conference on Decision and Control, 3, 2819-2824.
- [22] 金子修, 中村岳男, & 池崎太一. (2018). 二自由度制御系におけるフィードフォワード制御器更新の新しいアプローチ—Estimated Response Iterative Tuning (ERIT) の提案—. 計測自動制御学会論文集, 54(12), 857-864.
- [23] 池崎太一, & 金子修. (2019). 閉ループ系出力データに基づく制御器パラメータチューニングの新しいアプローチ—Virtual Internal Model Tuning の提案—. 電気学会論文誌 C (電子・情報・システム部門誌), 139(7), 780-785.
- [24] Rizvi, S. A. A., & Lin, Z. (2019). Reinforcement learning-based linear quadratic regulation of continuous-time systems using dynamic output feedback. IEEE Transactions on Cybernetics, 50(11), 4670-4679.
- [25] 金子修, 吉田恭子, 松本和之, & 藤井隆雄. (2005). 一回の閉ループ実験データを用いた最小二乗法に基づくコントローラパラメータチューニング Fictitious Reference Iterative Tuning の拡張. システム制御情報学会論文誌, 18(11), 400-409.
- [26] 池崎太一, & 金子修. (2021). プレフィルタを用いた Virtual Internal Model Tuning による制御性能の向上. 計測自動制御学会論文集, 57(3), 177-184.
- [27] Kaneko, O., Soma, S., & Fujii, T. (2005). A fictitious reference iterative tuning (FRIT) in the two-degree of freedom control scheme and its application to closed loop system identification. IFAC Proceedings Volumes, 38(1), 626-631.
- [28] Kaneko, O. (2013). Data-driven controller tuning: FRIT approach. IFAC Proceedings Volumes, 46(11), 326-336.
- [29] 池田雅夫. (1993). モデリングと制御器設計の不可分性. システム・制御・情報= Systems, control and information: システム制御情報学会誌, 37(1), 7-14.
- [30] Van Den Hof, P. M., & Schrama, R. J. (1995). Identification and control—closed-loop issues. Automatica, 31(12), 1751-1770.
- [31] Hjalmarsson, H., Gevers, M., & De Bruyne, F. (1996). For model-based control design, closed-loop identification gives better performance. Automatica, 32(12), 1659-1673.
- [32] 金子修. (2008). データを直接用いた制御器パラメータチューニング. 計測と制御, 47(11), 903-908.
- [33] 金子修, 宮島健, & 山本茂. (2014). 全状態オブザーバを併用した積分型サーボ系に対する制御器とモデルの FRIT ベースド同時更新. システム制御情報学会論文誌, 27(3), 122-131.
- [34] 馬原康, & 増田士朗. (2015). 分散評価に基づく外乱抑制 FRIT 法を用いた制御器とモデルの同

- 時更新. 計測自動制御学会論文集, 51(7), 468-474.
- [35] Kaneko, O., Wadagaki, Y., & Yamamoto, S. (2010). Fictitious reference iterative tuning for internal model controller. *IFAC Proceedings Volumes*, 43(10), 133-138.
- [36] Ikezaki, T., & Kaneko, O. (2020). Simultaneous Update of Controller and Model by Using Virtual Internal Model Tuning. *IFAC-PapersOnLine*, 53(2), 4468-4473.
- [37] 梶原諒太, 増田士朗, & 松井義弘. (2018). 閉ループステップ応答データを用いた FRIT における最適プレフィルタ設計. 計測自動制御学会論文集, 54(2), 238-246.
- [38] Matsui, Y., Ayano, H., Masuda, S., & Nakano, K. (2016). Realization of prefilter for Virtual Reference Feedback Tuning using closed-loop step response data. *Journal of Robotics and Mechatronics*, 28(5), 707-714.
- [39] 平井卓実, & 定本知徳. (2021). 未知システムに対するワンショットな入出力履歴フィードバック制御器設計-強化学習によるアプローチ. システム制御情報学会論文誌, 34(9), 235-242.
- [40] Fujimoto, Y. (2022). Estimated response iterative tuning with signal projection. *IFAC Journal of Systems and Control*, 19, 100179.
- [41] Fujimoto, Y., Kasai, W., & Sugie, T. (2018). Update of feedforward compensation with experimental data based on Kernel regularized identification. *IFAC-PapersOnLine*, 51(15), 192-196.
- [42] Yahagi, S., & Kajiwara, I. (2022). Direct tuning method of gain-scheduled controllers with the sparse polynomials function. *Asian journal of Control*, 24(5), 2111-2126.
- [43] 脇谷伸, & 山本透. (2018). LASSO に基づくデータ駆動型スパース GMDH-PID 制御系の設計. 計測自動制御学会論文集, 54(12), 886-893.
- [44] 藤本悠介, 丸田一郎, & 杉江俊治. (2015). ノンパラメトリック表現を用いたデータ駆動制御. 計測自動制御学会論文集, 51(12), 829-835.
- [45] van Meer, M., Breschi, V., Oomen, T., & Formentin, S. (2022). Direct data-driven design of LPV controllers with soft performance specifications. *Journal of the Franklin Institute*, 359(2), 816-836.
- [46] Sanfelici Bazanella, A., & Eckhard, D. (2022). Nonlinear VRFT with LASSO. *arXiv e-prints*, arXiv-2204.
- [47] Yahagi, S., & Kajiwara, I. (2022). Direct data-driven tuning of look-up tables for feedback control systems. *IEEE Control Systems Letters*, 6, 2966-2971.
- [48] Yahagi, S., & Kajiwara, I. (2023). Noniterative data-driven gain-scheduled controller design based on fictitious reference signal. *IEEE Access* (early access).
- [49] 薄良彦. (2022). クープマン作用素による非線形システムの制御. 計測と制御, 61(2), 133-138.
- [50] Ren, C., Jiang, H., Li, C., Sun, W., & Ma, S. (2022). Koopman-Operator-Based Robust Data-Driven Control for Wheeled Mobile Robots., 28(1), *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 461 - 472.
- [51] Zhu, X., Ding, C., Ren, C., Zhang, T., Jia, L., & Wu, L. (2022). Implementation of a

robust data-driven control approach for an omni-directional mobile manipulator based on koopman operator. *Measurement and Control*, 55(9), 1143–1154.

[52] 中西宏樹, 脇谷伸, & 山本透. (2020). 自己組織化マップに基づくサブデータベースを用いたデータベース駆動型制御系の一設計. *電気学会論文誌 C (電子・情報・システム部門誌)*, 140(3), 289–295.

[53] 岡田共史, 関哲, 木下拓矢, 山本透, 小岩井一茂, & 山下耕治. (2021). 油圧ショベルのデータベース駆動型モデリングに基づく内部モデル制御系の一設計. *電気学会論文誌 C (電子・情報・システム部門誌)*, 141(3), 295–300.

[54] 横山涼子, & 増田士朗. (2016). FIR 型制御器におけるデータ駆動型一般化最小分散制御の繰り返し設計. 第 59 回自動制御連合講演会講演論文集, 1381–1386.

[55] Formentin, S., Savaresi, S. M., Hirsch, M., & Del Re, L. (2010). On the experimental protocol in Virtual Reference Feedback Tuning. *Proceedings of 49th IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*, 5554–5559.

[56] Sakai, T., Yahagi, S., & Kajiwara, I. (2022). Two-degree-of-freedom controller design based on a data-driven estimation approach. *IEEE Access*, 10, 120475–120491.

[57] 阿蘇大志, & 藤本悠介. (2022). インパルス応答表現を用いた ERIT の実機検証. *計測自動制御学会論文集*, 58(3), 141–148.

[58] Bai, M. R., & Huang, S. C. (2019). Feedforward Control of Fan Noise in Ducts using Multichannel Order-reduced Inverse Filters. *Proceedings of the 23rd International Congress on Acoustics*, 31–38.

[59] Tibshirani, R. (1996). Regression shrinkage and selection via the lasso. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 58(1), 267–288.

[60] Wakitani, S., & Yamamoto, T. (2022). Design and application of a sparse GMDH-PID controller. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 36(6), 1353–1372.

[61] Hoerl, A. E., & Kennard, R. W. (1970). Ridge regression: applications to nonorthogonal problems. *Technometrics*, 12(1), 69–82.

[62] 高橋英輔, & 金子修. (2019). 一組の実験データを直接用いた閉ループ系の応答予測の新しいアプローチ. *計測自動制御学会論文集*, 55(4), 324–330.

[63] 小坂麻人, 小坂彩人, 池田篤俊, & 小坂学. (2020). 仮想時間応答に基づく制御ゲインの評価と再設計の反復. *計測自動制御学会論文集*, 56(4), 227–235.

[64] 鈴木元哉, & 金子修. (2020). 有限インパルス応答推定による一自由度系のデータ駆動予測. 第 63 回自動制御連合講演会講演論文集, 1097–1098.

[65] 金子修, 和田垣祐介, & 山本茂. (2011). FRIT によるスミス補償器の最適制御パラメータとプラントモデルの同時獲得について. *電気学会論文誌 C (電子・情報・システム部門誌)*, 131(4), 742–750.

[66] Kaneko, O., Nguyen, H. T., Wadagaki, Y., & Yamamoto, S. (2012). Fictitious reference iterative tuning for non-minimum phase systems in the IMC architecture: Simultaneous attainment of controllers and models. *SICE Journal of Control, Measurement, and System Integration*, 5(2),



101-108.

[67] 浅井徹, 山川雅文, 奥田真由, 津田和呂, 金子修, 岸真友, & 有泉亮. (2020). 設備診断のための初期状態・入力・パラメータ同時推定手法. 鉄と鋼, 106(2), 80-90.

[68] 牛田俊, & 木村英紀. (2005). Just-In-Time モデリング技術を用いた非線形システムの同定と制御. 計測と制御, 44(2), 102-106.

[69] 田中秀幸. (2014). 教材用モーター制御系のシステム同定. In 自動制御連合講演会講演論文集 第 57 回自動制御連合講演会 (pp. 1449-1454). 自動制御連合講演会.

[70] 中本昌由, 松永美樹, & 山本透. (2018). システム制御に関する理解向上を目的とした学生実験の開発. 電気学会論文誌 C (電子・情報・システム部門誌), 138(4), 329-335.

[71] 藤本悠介. (2020). カーネル正則化を用いたインパルス応答推定. システム/制御/情報, 64(9), 337-342.

## 謝辞

本博士論文は、著者が電気通信大学在学中の研究成果をまとめたものである。本研究を進めるにあたり、主任指導教員の金子修教授に多大なご指導・ご支援をいただきました。心より感謝いたします。また、副指導教員として博士論文に関するご指導と副査を引き受けていただいた小木曾公尚先生、澤田賢治先生にも感謝申し上げます。審査員として有益なご助言・ご指摘をしていただきました田中一男先生、定本知徳先生にも感謝申し上げます。

## 付録

3章での Ridge 回帰の係数を変更した際の応答を分析して提案法と比較する。ここでは、提案法の係数は3章で設定したままの値とする。3章ではコントローラが不安定化してしまったため、コントローラが安定となるように $\lambda$ を増加させた。 $\lambda$ を0.1まで増加させると安定なコントローラを得ることができた。 $\lambda$ が0.1とした場合の Ridge 回帰の推定結果を図A.1に示す。impulse 応答の振動が改善しているが、定常値が0まで収束していないことがわかる。impulse 応答から作成した順モデルのコントローラを用いて閉ループ実験した結果を図A.2に示す。この図では提案法と Ridge 回帰の違いがわかりやすくなるように0-8s間の応答を表示している。安定化できているが、オーバーシュートが発生していることがわかる。RMSEは $2.3321 \times 10^{-4}$ となっている。提案法のRMSEが $1.4827 \times 10^{-5}$ となるため、提案法ほどの制御精度を得られていない。

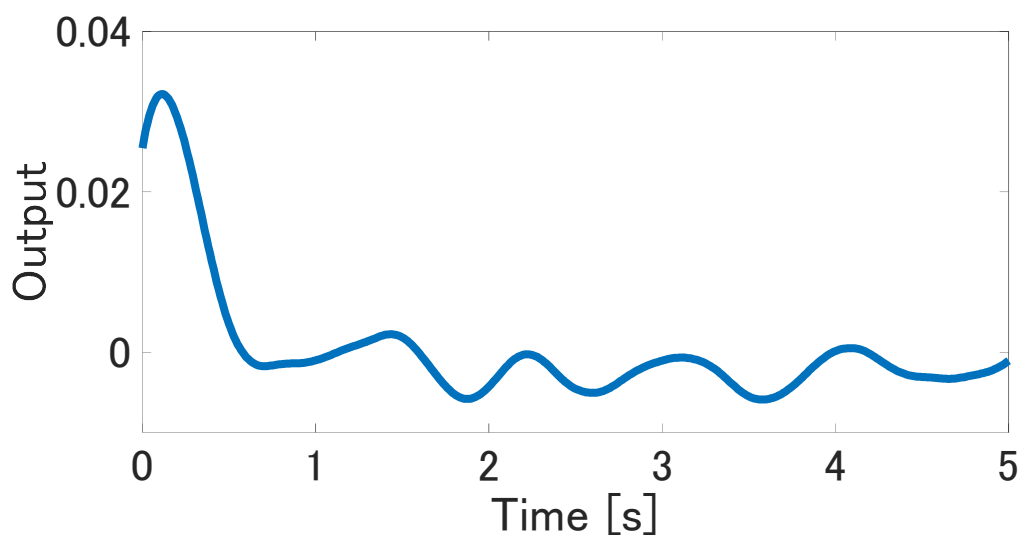


図 A.1 Ridge 回帰による impulse 応答推定結果

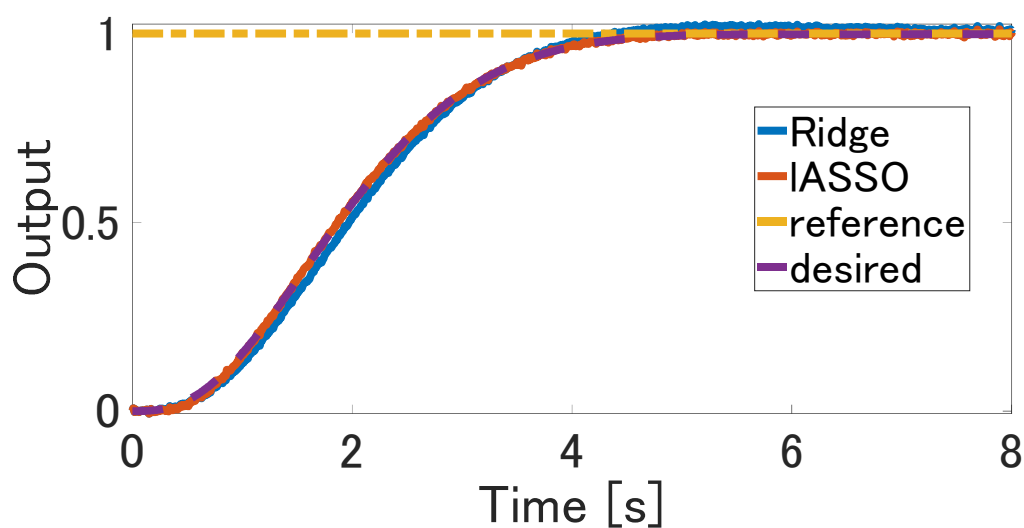


図 A.2 閉ループ実験結果

なお, Ridge 回帰の係数をさらに増大させても impulse 応答の定常値が 0 に収束することはなく, 係数を 100 以上の値まで増加させるとオーバーシュートが悪化する傾向がみられた。図 A. 3 が係数を 100 とした場合の impulse 応答結果である。振動的な挙動が改善しているが, 定常値が 0 に収束していない。図 A. 4 がコントローラの閉ループ実験結果である。RMSE が  $7.7500 \times 10^{-4}$  まで悪化している。この結果から, 3 章の数値例上では Ridge 回帰を用いても提案法ほどの結果が得られていないことがわかる。

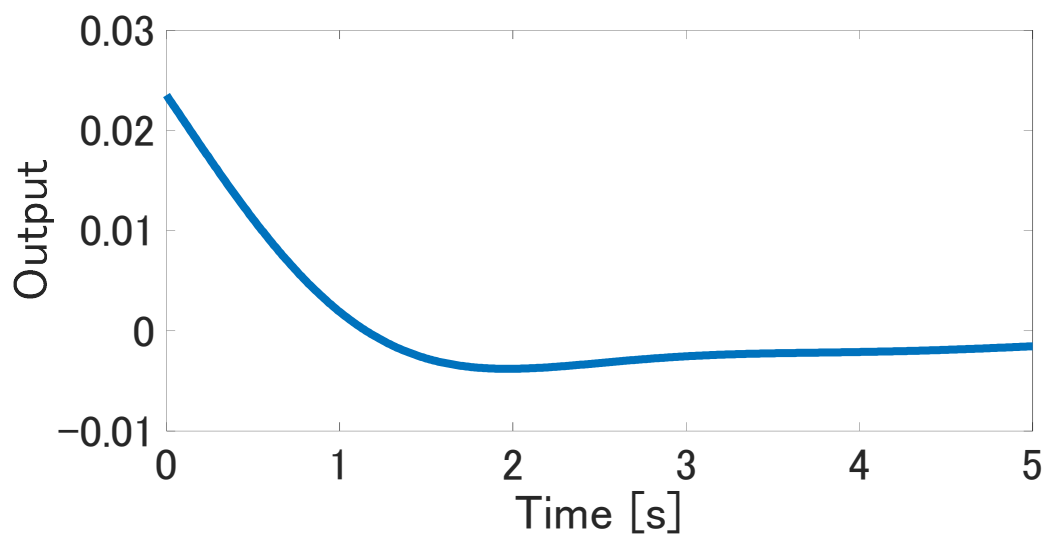


図 A. 3 Ridge 回帰による impulse 応答推定結果 ( $\lambda = 100$ )

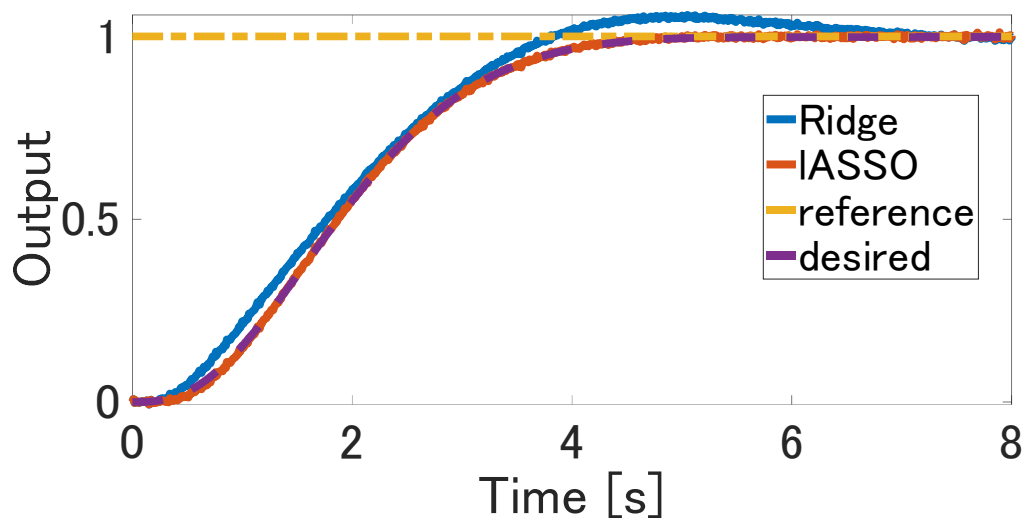
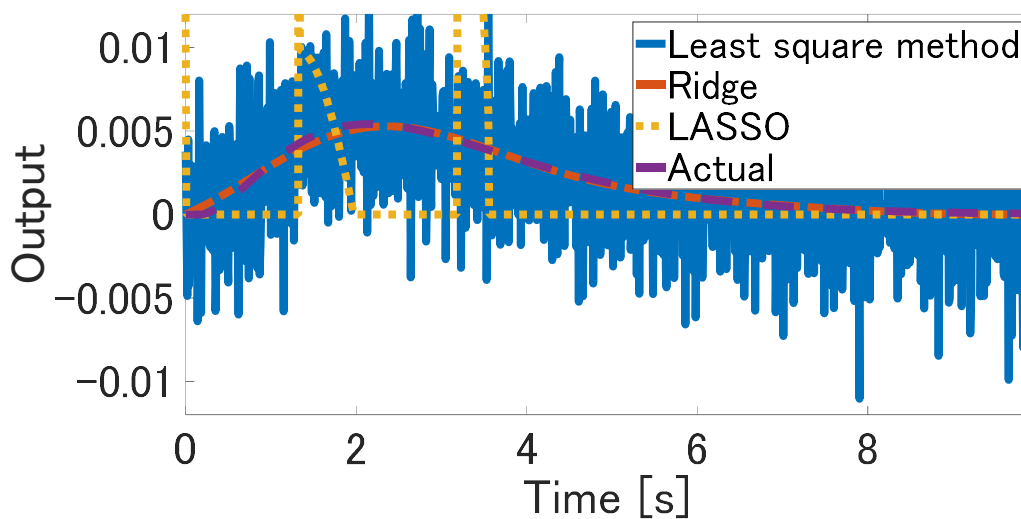
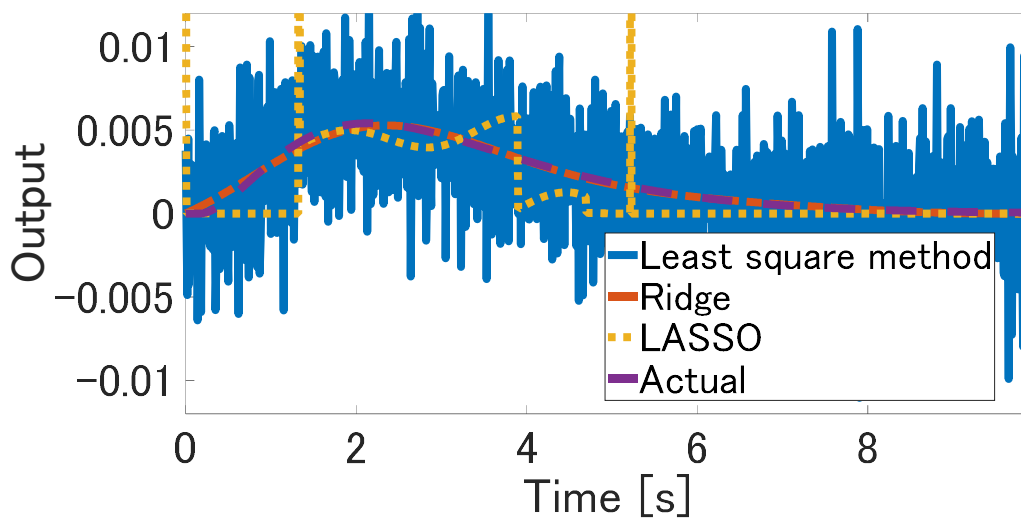


図 A. 4 閉ループ実験結果 ( $\lambda = 100$ )

4章の数値例にて impulse 応答推定時に LASSO 回帰の正則化係数を変化させた際の推定結果を検証する。図 A.5 が推定結果である。なお、Ridge 回帰に関しては4章の数値例と同じ正則化係数を用いている。正則化係数を小さくすることですべての要素が 0 とならないようにすることもできるが、推定値に乖離が生じていることがわかる。



(a)  $\lambda = 0.1$



(b)  $\lambda = 0.01$

図 A.5 LASSO 回帰による impulse 応答推定結果

## 本博士論文に関連する原著論文の印刷公表の方法及び時期

### 学術雑誌論文

- [1] 鈴木元哉, 金子修 (2023). データ駆動予測と LASSO を用いた FIR 型コントローラ逆システムのデータ駆動制御. 電気学会論文誌 C (電子・情報・システム部門誌), 143(3).
- [2] 鈴木元哉. (2023). 入力型 Virtual Internal Model Tuning によるノンパラメトリックコントローラのデータ駆動更新. 電気学会論文誌 C (電子・情報・システム部門誌), 143(2), 201-208.