

博士論文

射出成形機におけるデータベース駆動型

スマート制御システムの設計

Design of a Database-Driven  
Smart Control System for Injection  
Molding Machines

2023年3月

豊田 大輔

# 射出成形機におけるデータベース駆動型 スマート制御システムの設計

射出成形機などの産業機械において、データを活用したスマートシステムの研究開発が加速している。本論文では、産業機械の操業データを用いたシステム状態判定と制御パラメータ調整に関する研究を行った。操業データを活用して制御性能の調整、パラメータの学習を行うデータベース駆動型PID制御をベースとし、モータ駆動システムなどの高いサンプリング周波数でも適用可能なPID制御パラメータ調整法、観測可能な状態値をデータベースに取り込む拡張手法、データベース駆動型PID制御とデータ構造を共有するシステムの運転状態判定手法を提案した。また、それぞれについてその有効性を実試験機や数値例にて検証した。

# 目次

<b>1. 緒論</b>	<b>3</b>
1.1 研究背景	3
1.2 射出成形機におけるスマートシステムの現状	4
1.3 本研究の目的	6
1.4 本論文の章構成	7
<b>2. データベース駆動型アプローチに基づく PID パラメータの実用的オンライン調整法</b>	<b>9</b>
2.1 緒言	9
2.2 PID 制御システムのオンライン調整法	10
2.2.1 サンプルング周期の定義	10
2.2.2 システム定義	11
2.2.3 PID 制御則	11
2.2.4 初期データベースの構築	12
2.2.5 クラスタ分析によるデータサイズ削減	13
2.2.6 計測区間平均データによる PID パラメータの調整	14
2.2.7 動作データを用いたオフライン学習	15
2.2.8 データベースの更新	17
2.3 数値例	19
2.3.1 手順と制御結果	19
2.4 スライドクランク機構への適用	25
2.4.1 手順と検討結果	25
2.5 結言	29
<b>3. 状態量を考慮したデータベース駆動型アプローチに基づく PID パラメータ の実用的オンライン調整法</b>	<b>31</b>
3.1 緒言	31
3.2 状態量を考慮した PID 制御システムのオンライン調整法	32
3.2.1 サンプルング周期の定義	32
3.2.2 システム定義	32
3.2.3 PID 制御則	33

3.2.4	初期データベースの構築 . . . . .	33
3.2.5	計測区間平均データによるPIDパラメータの調整 . . . . .	34
3.2.6	動作データを用いたオフライン学習 . . . . .	35
3.3	スライドクランク機構への適用 . . . . .	36
3.3.1	数値例の制御対象概要 . . . . .	36
3.3.2	数値例の適用結果 . . . . .	37
3.3.3	実機検証の制御対象概要 . . . . .	42
3.3.4	実機検証の適用結果 . . . . .	42
3.4	結言 . . . . .	46
<b>4.</b>	<b>データベース駆動型制御の操業データを用いたシステムの運転状態判定</b>	<b>47</b>
4.1	緒言 . . . . .	47
4.2	データ構造 . . . . .	48
4.2.1	データベース駆動型制御におけるデータ構造 . . . . .	48
4.2.2	システムの運転状態判定用データ構造 . . . . .	48
4.3	システムの運転状態値推定 . . . . .	49
4.3.1	共通データの分離 . . . . .	49
4.3.2	データ群の分類 . . . . .	49
4.3.3	システムの運転状態値の正規化 . . . . .	50
4.3.4	ロジット変換 . . . . .	50
4.3.5	システムの運転状態値の算出 . . . . .	51
4.4	数値例 . . . . .	52
4.5	結言 . . . . .	59
<b>5.</b>	<b>結論</b>	<b>60</b>
	<b>付録</b>	<b>63</b>
A	スライドクランク機構システムの運動方程式 . . . . .	63
	<b>謝辞</b>	<b>67</b>
	<b>参考文献</b>	<b>68</b>
	<b>引用既発表論文</b>	<b>71</b>

# 1. 緒論

## 1.1 研究背景

射出成形機や工作機械などの製品を生産または加工する産業機械は、あらかじめ設定した運転方法や動作目標値などの運転条件に従って、自動的に工程が制御される。この運転条件は、目標の製品品質を維持するために、豊富な経験と知識を持った熟練作業者が、製品精度や環境条件などの様々な要因を考慮して決定する。このように従来の生産システムは熟練作業者に強く依存しており、製品品質の不均一を招く恐れがある。また、労働者に注目すると、図 1.1 に示すように近年の労働人口は上昇または横這いとなっているが、製造業の労働人口は緩やかに低下している。

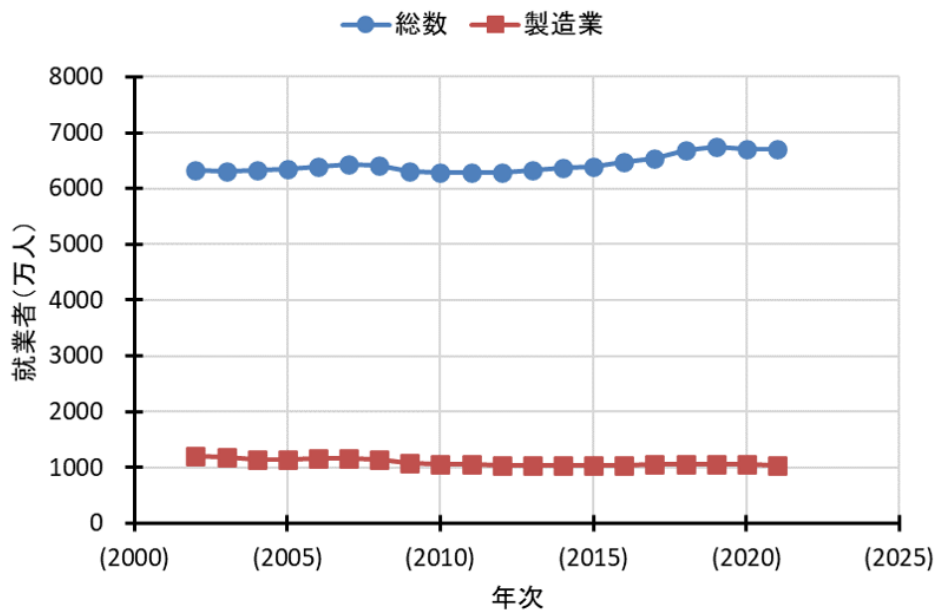


図 1.1: 製造業の労働人口推移 [1]

さらに、図に 1.2 示すように労働人口における 55 歳以上の割合は、定年の引上げに伴い増加傾向にある。既存の熟練作業者はそのままに若い作業者が減っていることを考えると、製造業は将来起こりうる労働人口の減少に対応できない課題がある。

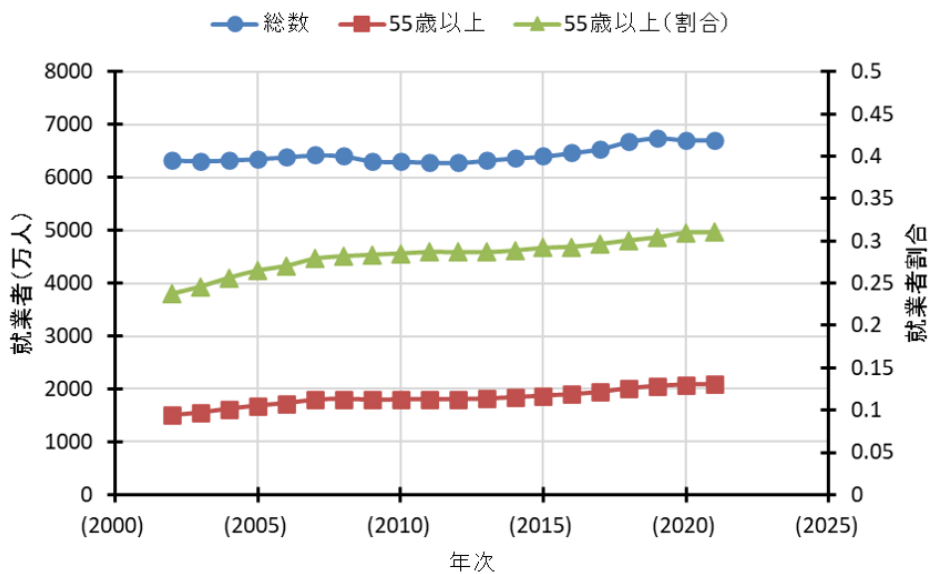


図 1.2: 55 歳以上の労働人口推移 [2]

一方、近年ではデータを活用したスマートシステムの研究が注目され、産業機械の制御分野においても研究開発が加速している [3] [4]。内閣府が我が国の目指すべき未来社会の姿として提唱された Society5.0 でも、フィジカル空間のセンサーからの膨大な情報（データ）をサイバー空間で解析し、高付加価値な情報や機器への提示などの新たな価値としてフィードバックすることを実現していこうとしている [5]。このような背景から機械作業者の経験値に依存せず、製造環境に応じて最適な操業条件を導き出す産業機械のスマートシステム確立は急務の課題である。

## 1.2 射出成形機におけるスマートシステムの現状

産業機械はモノづくりを行う工場で自動化された工程を受け持つ機械である。射出成形機を例として考えると、所定の成形条件のもとに樹脂材料を形作る機械である。図 1.3 に射出成形機の基本動作を示す。射出シリンダ内で樹脂材料の溶融混練、計量を行い、閉じた金型に流し入れ、冷やし固め、金型を開いて成形品を取り出す。この数十秒の一連の成形作業工程を繰り返し、機械 1 台ですべてこなす。

これらの工程一つ一つに動作条件が設定され、適正な設定がされないと成形品のバリやショート、ヒケなど様々な成形不良を起こす。例えば、金型から溶融樹脂がはみ出すバリは、樹脂の粘度に対して射出圧力が高すぎる、金型の型締力が不足している、計量が多すぎる、射出シリンダの温度設定が高すぎるなど複数の動作条件設定が係ってくる。また、樹脂材料と製品の形を決める金型の組み合わせは、無数に存在する。様々な製品の生産を請け負う工場では、射出成形機に対して金型を複数準備し、交換することで、多品種生産に対応する。そのため、安定に製品を生産するためには、作業者の知識や経験が条件設定に不可欠となる。

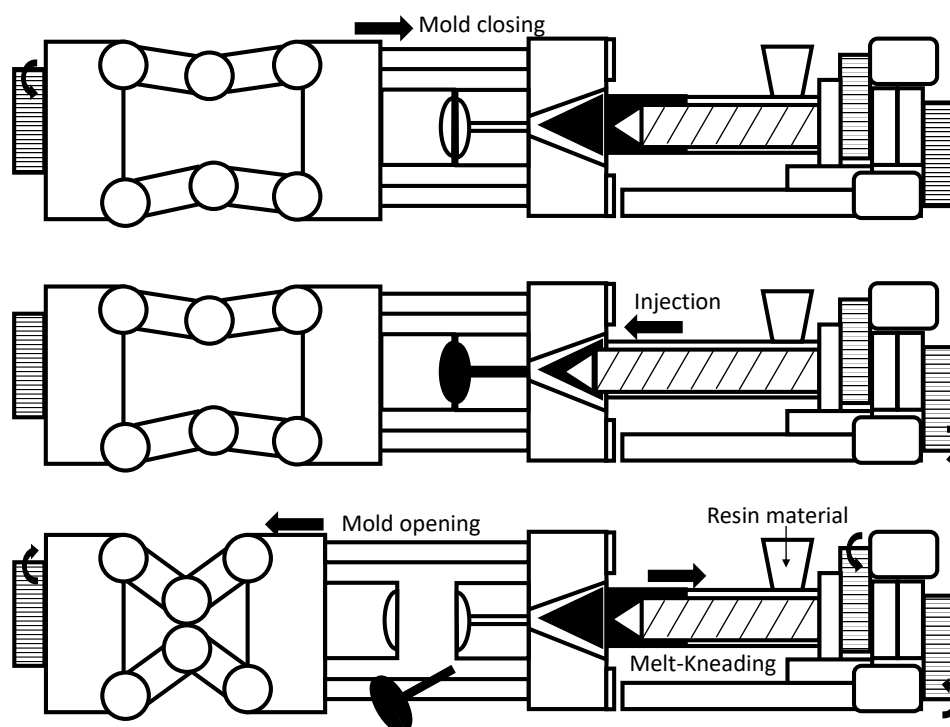


図 1.3: 射出成形機の基本動作例

射出成形機におけるスマートシステムは、流通・販売段階まで進んでいるものは工場内の生産設備をネットワークでつなぎ、稼働を管理することで生産性の向上を図る取り組みが多い [6] [7]。成形条件の自動修正など高度な機能を組み込んだものは現在、開発段階や個別実装まで進んでいる [8]。Society5.0 で示されているようなデータを活用し新たな価値としてフィードバックすることをスマートシステムで

実現することを考えた場合、例えば以下のような様々なシステムが求められる。

- 1) 射出動作におけるモータのトルク制御値や回転速度の計測値などの動作データを基にした、制御パラメータの調整による制御性能を改善するシステム
- 2) これらの動作データを基にして機械装置の故障・劣化状況や外部環境条件を推定するシステム
- 3) 出来上がった製品から得られる画像などのデータや動作データを基にした製品品質の良・不良を推定するシステム
- 4) 製品品質の推定結果を加味して射出押し出し速度などの目標値や多段速度制御などの運転方法を提案し、調整するシステム

上記のシステムを大きく分類すると、射出成形機の動作条件や故障状況を機械自体が判断できること、システムの運転状態の判断結果に応じて適切な処置を実施することの2つの要素が必要となる。

### 1.3 本研究の目的

操業データを活用して制御性能の調整を行う手法としてデータベース駆動型 (DD : Database-Driven) Proportional-Integral-Derivative (PID) 制御がある。この DD-PID 制御は、産業機械で広く用いられている PID 制御の制御パラメータをオンライン調整する手法であり、非線形なシステムでも特性の変化に応じて制御性能を改善できる。しかし、産業機械のモータ駆動システムでは高いサンプリング周波数を採用しているため、制御周期中に大量のデータを探索しパラメータを調整する DD-PID 制御法のような計算負荷の大きい制御方式は適用が難しい。

また、DD-PID 制御でパラメータを調整することはシステムの特性変化をデータから掴んでいることを示している。工程毎の操業データ群を用いることで、機械装置の非線形性を伴うシステムの時変性を判定することも可能であると考えられる。



データはDD-PID制御のデータ構造を共有できる。多くの状態判別システムは制御とは独立しているため、異なるデータベースを構築する必要があるが、制御用と状態判別用で同一のデータベースを用いることができる。

本論文では、産業機械に適用可能なDD-PID制御系の構築と、システムの運転状態の判定方法の構築による図1.4のスマートシステムの基礎要素を確立することが目的である。

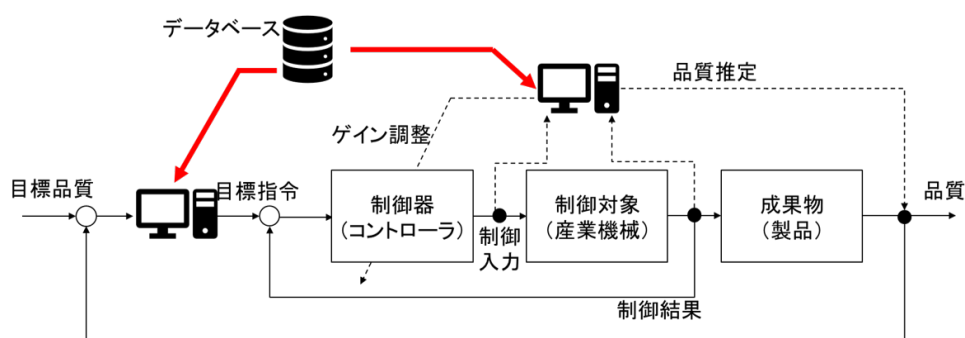


図 1.4: データを活用したスマートシステム

## 1.4 本論文の章構成

本論文では、研究対象である産業機械に対して、操業データから制御パラメータを調整する制御系を構築し、同じ操業データを活用した運転状態判定システムを構築する。その構成を以下に示す。

第1章では、背景となる産業機械の直面している生産システムにおける課題と取り組みについて述べる。射出成形機を例としてスマートシステムの現状について考察し、本研究の目的を述べる。

第2章では、産業機械に適用可能なデータベース駆動型のアプローチに基づくPIDパラメータのオンライン調整法について述べる。全体的な計算負荷を低減させるため、ここでは、制御計算とPIDパラメータの調整計算との2つの異なるサンプリング周期を定義し、近傍データの重みを用いたPIDパラメータの調整を行

う。次に、数値例への適用で提案法の有効性を検証する。さらに、実機試験としてモータ駆動システムであるスライドクランク機構システムに適用し、有効性を検証する。

第3章では、第2章の手法を拡張してシステムに係る状態量をデータに取り込むことで、より最適なPIDパラメータを得られるようにした調整法を示す。数値例として、角度によって負荷が変化するスライドクランク機構システムへ、状態量として角度情報を追加して適用し、提案法の有効性を検証する。

第4章では、機械装置のシステム特性変化に対する評価や故障などを判別するシステムの運転状態判定法について述べる。統一したスマートシステム構築のため、データベース駆動型制御と同じ操業データ構造を用いた判定法を構築する。数値例で有効性を検証し、実用上の課題について考察する。

第5章では、本研究の総括と、今後の研究展望について述べる。

## 2. データベース駆動型アプローチに基づく PIDパラメータの実用的オンライン調整法

### 2.1 緒言

射出成形機などの産業機械では、Proportional-Integral-Derivative(PID)制御法は広く使用されている。これらの機械の制御で用いられるPIDパラメータは、広い動作範囲で安定な制御結果が得られるように、出荷前に工場ですべて調整される。しかし、運転条件や環境条件の変化によって、PIDパラメータの再調整が必要になる。データベース駆動型(DD)PID制御法[9]は、特性が変化するシステムにおいて、操業データを用いてPIDパラメータをオンライン調整する手法である。産業機械に多く搭載されるモータ駆動システムでは、サンプリング時間分の遅れによる性能低下を回避するために、高いサンプリング周波数が採用される。そのため、制御周期1回の計算時間が短く、DD-PID制御法のような計算負荷の大きい制御方式は適用が難しい。また、産業機械は決まった一連の動作工程を繰り返すサイクル運転を行う。そのため、システム特性が1回のサイクル運転で時不変であると仮定すると、オフライン学習手法が適用できる。データベースは毎サイクル運転の学習データを追加することで、稼働中の時変システムに適応できる。しかしながら、DD-PID制御法の探索時間はデータ量に依存する。したがって、学習後も出来る限りデータ量は小さくすることが望ましい。

本章では、これらの課題を改善したデータベース駆動型アプローチに基づくPIDパラメータの実用的なオンライン調整法を新たに提案する。提案手法では、複数回の制御周期に相当する遅い周期でPIDパラメータの調整計算を行う。PIDパラメータは制御対象システムの応答特性などの変化に応じて調整することを考えると、必ずしもその短いサンプリング周期で調整する必要はない。制御入力の計算とは異なる長い周期でPIDパラメータのオンライン調整を実行することで、全体

的な計算コストを削減できる。また、オフライン学習したデータは、既存のデータベースに追加する必要がある。クラスター分析法によって類似データを削除することで、データベースのサイズ肥大化の抑制と更新を両立することが可能である。最後に、システム特性が変化する数値例と産業機械システムを模擬した実験例に提案手法を適用し、有効性を検証する。

## 2.2 PID 制御システムのオンライン調整法

### 2.2.1 サンプリング周期の定義

本稿では離散時間システムの2つのサンプリング区間を定義する。時刻  $t[\text{step}]$  は制御周期であり、計測もこの周期で行われる。これとは別に、計測区間  $n_0[\text{step}]$  を一単位とする  $j$  を定義する。ゲインの調整はこの  $j$  毎に行われる。これら2つのサンプリング区間の関係を図 2.1. に示す。

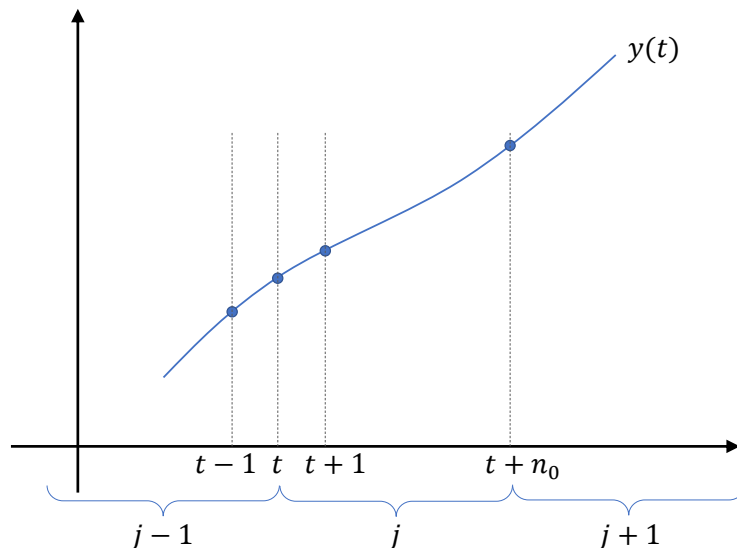


図 2.1: 2つのサンプリング周期

### 2.2.2 システム定義

次式で表される離散時間非線形システムの制御対象を考える。

$$y(t) = f(\phi(t-1)), \quad (2.1)$$

ここで、 $y(t)$  はシステム出力、 $f(\cdot)$  は非線形関数、 $\phi(t-1)$  はシステムのヒストリカルデータベクトルであり情報ベクトルと呼ぶ。情報ベクトルは次式で定義される。

$$\phi(t-1) := [y(t-1), \dots, y(t-n_y), u(t-1), \dots, u(t-n_u)]. \quad (2.2)$$

$u(t)$  は制御入力、 $n_y$ ,  $n_u$  はそれぞれ出力と入力の次数である。

### 2.2.3 PID 制御則

本研究では、次の速度型 I-PD 制御則を考える。

$$\Delta u(t) = K_I(t)e(t) - K_P \Delta y(t) - K_D(t) \Delta^2 y(t) \quad (2.3)$$

ここで、 $e(t)$  は目標値  $r(t)$  に対する制御偏差であり、次式で定義される。

$$e(t) := r(t) - y(t) \quad (2.4)$$

式(2.3)において、 $K_P(t)$ ,  $K_I(t)$ ,  $K_D(t)$  はそれぞれ各ステップにおける比例ゲイン、積分ゲイン、微分ゲインを表している。 $\Delta$  は  $\Delta := 1 - z^{-1}$  で表される差分演算子であり、時間遅れ演算子  $z^{-1}$  は  $z^{-1}y(t) = y(t-1)$  なる作用をもつ。

#### 2.2.4 初期データベースの構築

固定のPID制御器で得られる各ステップにおける操業データセット  $(y(t), r(t), u(t), \text{PID パラメータ})$  は次式でデータベースに格納される。

$$\begin{aligned}\Phi(q_0) &= [\bar{\phi}(t_{q_0}), \theta(t_{q_0})] \\ q_0 &= 1, 2, \dots, N_0\end{aligned}\tag{2.5}$$

ここで、 $t_{q_0}$ ,  $q_0$ ,  $N_0$  はそれぞれデータが取得されてデータセットに保存されたステップ数、データセットのインデックス、データセットの総数を示す。 $\bar{\phi}(t)$ ,  $\theta(t)$  はそれぞれ次式で与えられる。

$$\begin{aligned}\bar{\phi} &:= [r(t+1), r(t), r(t-1), y(t), y(t-1), \dots, y(t-n_y+1), \\ &\quad u(t-1), \dots, u(t-n_u+1)]\end{aligned}\tag{2.6}$$

$$\theta(t) = [K_P(t), K_I(t), K_D(t)]\tag{2.7}$$

情報ベクトルの次数は、DD-PID 制御法 [9] を参照して決定される。さらに、データベースのオフライン学習を行う。学習法には閉ループデータから直接、制御パラメータを計算する Fictitious Reference Iterative Tuning (FRIT) [10] を使用する方法 [11] や、Extended FRIT (E-FRIT) [12] を使用する方法 [13] などのオフライン学習法が適用できる。E-FRIT は、参照モデルの出力と出力結果との誤差を小さくし、過剰な入力振幅を抑制するように考慮されており、産業用途に適していると考えられるため、提案手法は E-FRIT を採用する。

### 2.2.5 クラスタ分析によるデータサイズ削減

本手法では、クラスタ分析法によってデータベースから類似データを削除する。初期データベースを、非階層クラスタ分析法である  $k$  平均法 [14] を基に分類する。データベースは、クラスタの中心データのみを用いて再構築される。手法の概略図を図 2.2 に示す。各データセットは、次のアルゴリズムによって  $N$  個のクラスタに分類される。

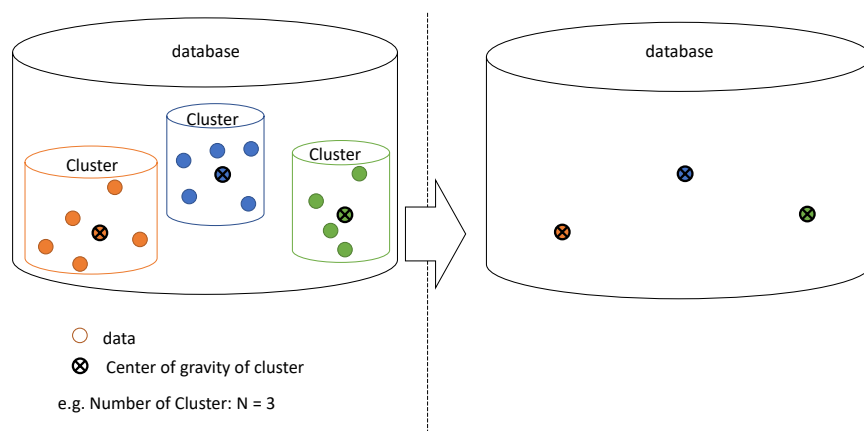


図 2.2: クラスタ分析によるデータ削除

- 1) クラスタ数  $N$ ，初期中心データ  $c(q)(q = 1, 2, \dots, N)$  を設定する。
- 2) 各  $\bar{\phi}(t_{q_0})$  と各クラスタ中心データ  $c(q)$  との距離を計算し，最近傍クラスタにデータセットを割り当てる。
- 3) 最近傍クラスタから一定の距離内にある 2 番目の近傍クラスタにもデータセットを割り当てる。
- 4) クラスタ内のデータから中心データを計算する。
- 5) 中心データが動くまで，もしくは一定の回数 1)-4) を繰り返す。
- 6) クラスタ中心の PID パラメータを計算する。

初期中心データは既存のデータからランダムに選択する方法, KKZ法 [15],  $k$ 平均++法 [16] などから設定できる。手順3) によってクラスター境界データを両方のクラスターに分類できる。どのクラスターが最も近いか明確な場合は最も近いクラスターのみにデータを分類する。手順6) では平均値の計算方法に加え, クラスター重心までの距離に応じた重みで計算する方法を採用することができる。

### 2.2.6 計測区間平均データによるPIDパラメータの調整

システムの状態は, 計測区間  $n_0$  ごとの平均データで定義される。この計測区間の平均データ  $\bar{\phi}_c(j)$  は, PIDパラメータの調整に用いられる。 $\bar{\phi}_c(j)$  とデータベースの中心データ  $\mathbf{c}(q)$  との距離  $d_q$  は, 重みを用いた  $L_1$  ノルムによって次式で計算される。

$$d_q(\bar{\phi}_c(j), \mathbf{c}(q)) = \sum_{l=1}^{n_y+n_u+2} \left| \frac{\bar{\phi}_{cl}(j) - c_l(q)}{\max c_l - \min c_l} \right| \quad (2.8)$$

$$q = 1, 2, \dots, N$$

ここで, 添え字  $l$  は各ベクトルの  $l$  番目の要素を示す。さらに,  $\max c_l$  と  $\min c_l$  は, それぞれデータベースの全てのデータセットの  $l$  番目の要素の最大値と最小値を示す。式(2.8)の距離を導入することで, データ間の距離を簡便に, かつ情報ベクトルの要素の単位系に依存することなく算出することができる。次に, データセットは距離  $d_q$  の昇順で並べ替えられ,  $j$  におけるPIDパラメータは次式で計算される。

$$\boldsymbol{\theta}^{old}(j) = [K_P(j), K_I(j), K_D(j)] = \sum_{i=1}^{k_1} \omega_i \boldsymbol{\theta}(t_i) \quad (2.9)$$

$$\sum_{i=1}^{k_1} \omega_i = 1$$

ここで,  $t_i$ ,  $i$ ,  $k_1$  はそれぞれステップ数, ソート後のデータセットのインデックス, 事前に決定する近傍データ数を示す。重み  $\omega_i$  は昇順でソートした  $d_i$  を用いて



次式で計算される。

$$\omega_i = \frac{\exp(-d_i)}{\sum_{i=1}^{k_1} \exp(-d_i)} \quad (2.10)$$

### 2.2.7 動作データを用いたオフライン学習

PID パラメータは、計測区間の平均データを用いて 1 回の操業データから学習される。2.2.4 節で説明した学習方法は、疑似参照信号と参照モデルからの出力を採用している。しかしながら、計測区間の平均データは制御周期のデータではないため、これらの方法は適用できない。したがって、モデル予測制御 [17] の基本的な参照軌道を採用する。この参照軌道では、目標値に対する出力値の追従誤差が指数関数的に減少する。以下では、計測区間平均データに用いた E-FRIT を基にするデータベース学習方法について示す。

PID パラメータは、1 工程の操業データから次式の最適化問題で学習される。

$$\boldsymbol{\theta}^* = \arg \min_{\boldsymbol{\theta}} J(j, \boldsymbol{\theta}(j-1)) \quad (2.11)$$

最適化問題を解く更新式は、次の最急降下法を用いる。

$$\boldsymbol{\theta}^{new}(j) = \boldsymbol{\theta}^{old}(j) - \frac{\partial J(j+1, \boldsymbol{\theta}^{old}(j))}{\partial \boldsymbol{\theta}^{old}(j)} \boldsymbol{\eta} \quad (2.12)$$

$$\begin{aligned} J(j) &:= J(j, \boldsymbol{\theta}(j-1)) \\ &= \frac{1}{2} \{(y(j) - y_r(j))^2 + \lambda f_s \Delta \tilde{u}(j)^2\} \end{aligned} \quad (2.13)$$

ここで、 $\boldsymbol{\eta}$  は更新係数行列であり、次式で与えられる。

$$\boldsymbol{\eta} = \begin{bmatrix} \eta_P & 0 & 0 \\ 0 & \eta_I & 0 \\ 0 & 0 & \eta_D \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

さらに、 $y(j)$  は計測区間ステップが  $j$  のベクトル  $\bar{\phi}_c(j)$  内の  $y_c(t_c)$  である。参照軌道  $y_r(j)$  は次式で計算される。

$$y_r(j, t_c) = \tilde{r}(j, t_c) - \exp\left(-\frac{T_s}{T_{ref}}\right) \epsilon(t_c - 1) \quad (2.15)$$

$$\epsilon(t_c - 1) = r(j, t_c - 1) - y(j, t_c - 1) \quad (2.16)$$

ここで、 $T_s$  は離散時間システムの制御周期に相当するサンプリング周期を示し、 $T_{ref}$  は時定数である。重み係数  $\lambda$  は入力変動に対するペナルティであり、スケールパラメータ  $f_s$  は次式で計算される。

$$f_s = \sqrt{\frac{\text{Var}(y_r(j, t_c) - y(j, t_c))}{\text{Var}(\Delta \tilde{u}(j, t_c))}} \quad (2.17)$$

$\Delta \tilde{u}(j, t_c)$  は次式で計算される。

$$\Delta \tilde{u}(j, t_c) = K_I(j-1)(\tilde{r}(j) - y_r(j)) - K_P(j-1)\Delta y_r(j) - K_D(j-1)\Delta^2 y_r(j) \quad (2.18)$$

$$\begin{aligned} \tilde{r}(j) = \frac{1}{K_I(j-1)} \{ & \Delta u(j) + (K_P(j-1) + K_I(j-1) + K_D(j-1)) \\ & - (K_P(j-1) + 2K_D(j-1))z^{-1}y(j) \\ & + K_D(j-1)z^{-2}y(j) \} \end{aligned} \quad (2.19)$$

式 (2.13) の右辺第二項は次のように展開される。

$$\frac{\partial J(j+1)}{\partial K_P(j)} = \frac{\partial J(j+1)}{\partial y_r(j+1)} \frac{\partial y_r(j+1)}{\partial \tilde{r}(j+1)} \frac{\partial \tilde{r}(j+1)}{\partial K_P(j)} + \lambda f_s \frac{\partial \Delta \tilde{u}(j+1)^2}{\partial \Delta \tilde{u}(j+1)} \frac{\partial \Delta \tilde{u}(j+1)}{\partial K_P(j)} \quad (2.20)$$

$$\frac{\partial J(j+1)}{\partial K_I(j)} = \frac{\partial J(j+1)}{\partial y_r(j+1)} \frac{\partial y_r(j+1)}{\partial \tilde{r}(j+1)} \frac{\partial \tilde{r}(j+1)}{\partial K_I(j)} + \lambda f_s \frac{\partial \Delta \tilde{u}(j+1)^2}{\partial \Delta \tilde{u}(j+1)} \frac{\partial \Delta \tilde{u}(j+1)}{\partial K_I(j)} \quad (2.21)$$

$$\frac{\partial J(j+1)}{\partial K_D(j)} = \frac{\partial J(j+1)}{\partial y_r(j+1)} \frac{\partial y_r(j+1)}{\partial \tilde{r}(j+1)} \frac{\partial \tilde{r}(j+1)}{\partial K_D(j)} + \lambda f_s \frac{\partial \Delta \tilde{u}(j+1)^2}{\partial \Delta \tilde{u}(j+1)} \frac{\partial \Delta \tilde{u}(j+1)}{\partial K_D(j)} \quad (2.22)$$

PID パラメータは式 (2.12) の学習後、 $\theta^{new}$  に書き換えられる。

### 2.2.8 データベースの更新

データベースは、2.2.5 節で説明した方法を用いて更新される。まず、既存のデータベースに 2.2.7 節で学習したデータを追加する。更新前のデータベースサイズとそのデータを、手順 1) のクラスター数と初期中心データとする。アルゴリズムに従うことで、対象システムの操業データの変化に対応した学習データによって、データベースのサイズを変更することなく、データベースの値を更新する。本手法のブロック線図を図 2.3 に示す。

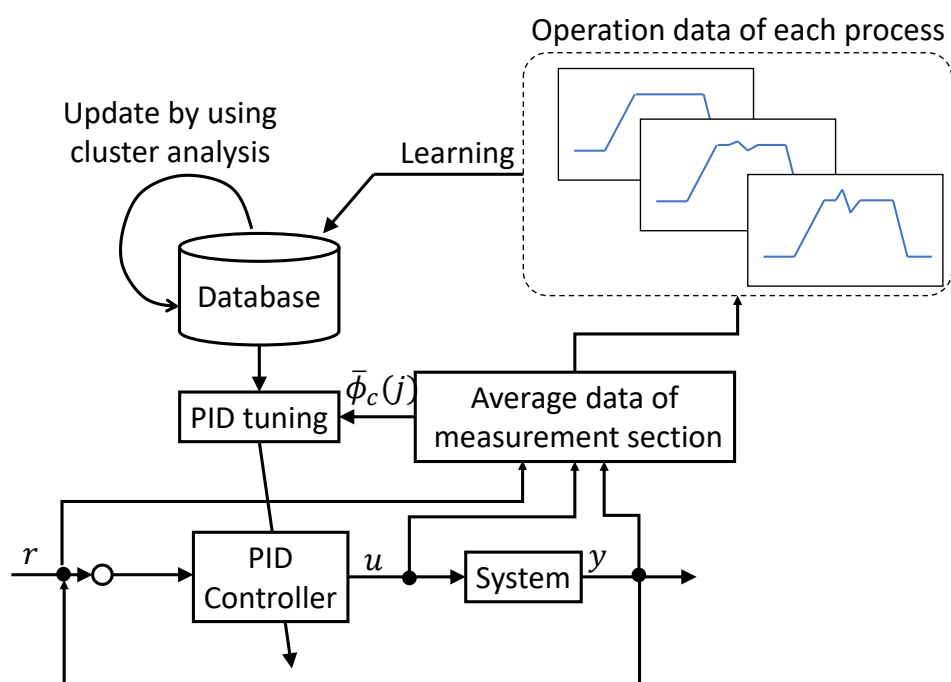


図 2.3: 提案手法の概要

## 2.3 数値例

### 2.3.1 手順と制御結果

数値例として、Hammerstein モデル [18] を運転ごとにシステムの特徴が変化するように次式に拡張したモデルを扱う。

$$\left. \begin{aligned} y(t) &= 0.6y(t-1) - 0.1y(t-2) + 1.2x(t-1) - 0.1x(t-2) + \xi(t) \\ x(t) &= (1.5 - 0.005L)u(t) - (1.5 - 0.005L)u^2(t) + (0.5 + 0.005L)u^3(t) \end{aligned} \right\} (2.23)$$

$L = 0, 1, \dots, 100$

ここで、 $\xi(t)$  は平均 0, 分散  $0.01^2$  のガウス性白色雑音である。運転開始前のシステム ( $L = 0$ ) と最終運転後のシステム ( $L = 100$ ) のそれぞれのシステム静特性を図 2.4 に示す。運転経過によって、 $y \leq 1$  ではかなりハイゲインなシステムに変化することがわかる。

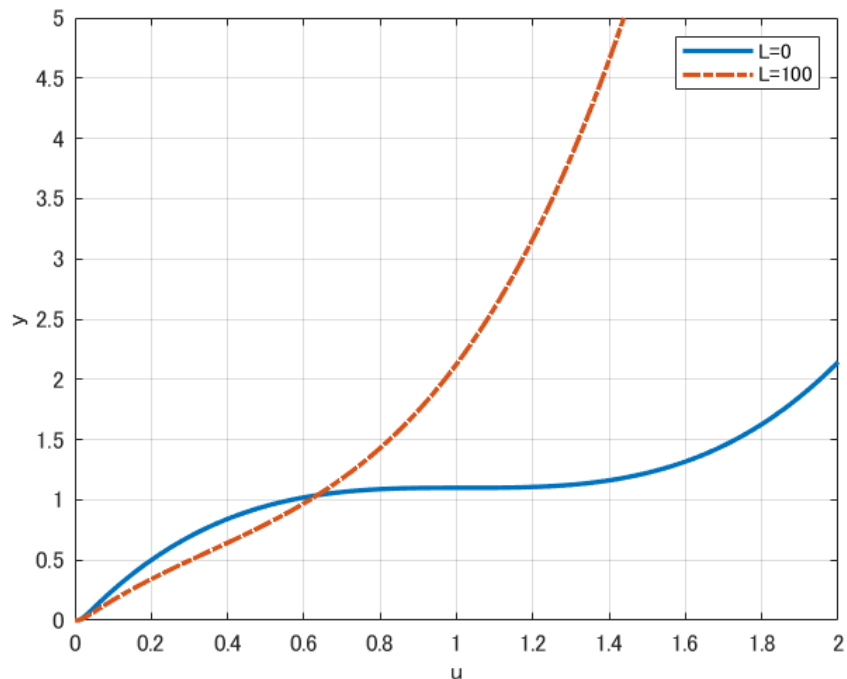


図 2.4: 数値例システムの静特性 ( $L = 0, 100$ )

目標信号  $r(t)$  は次式で与えられる。

$$r(t) = \begin{cases} 0.5 & (0 \leq t < 50) \\ 1.0 & (50 \leq t < 100) \\ 2.0 & (100 \leq t < 150) \\ 1.5 & (150 \leq t \leq 200) \end{cases} \quad (2.24)$$

初期データベースのオフライン学習に必要な操業データを取得するための固定PIDパラメータは、以下の通りである。

$$K_P = 0.489, K_I = 0.127, K_D = 0.122 \quad (2.25)$$

初期データベースはE-FRIT法に基づいて学習し、初期中心値はKKZ法で設定した。提案手法で定める各種設計パラメータを表2.1に示す。

表 2.1: 提案手法の各種設計パラメータ (数値例).

Variable	Value	Description
$n_y$	3	Orders of the information vector
$n_u$	2	
$k$	5	Number of neighbors (E-FRIT)
$\lambda$	0.3	Weight coefficient (E-FRIT)
$\eta_P$	0.8	Learning rates (E-FRIT)
$\eta_I$	0.8	
$\eta_D$	0.2	
$N_0$	200	Initial number of data
$N$	50	Number of cluster
$n_0$	15	Measurement period
$k_1$	5	Number of neighbors
$T_s$	1	Sampling time
$T_{ref}$	10	Time constant

図2.5~2.8に運転回数  $L = 1$  と  $100$  における提案手法と固定PID法の制御結果を示す。100step から 120step, 150step から 160step にかけて固定PID法よりも早

い応答性が得られていることがわかる。

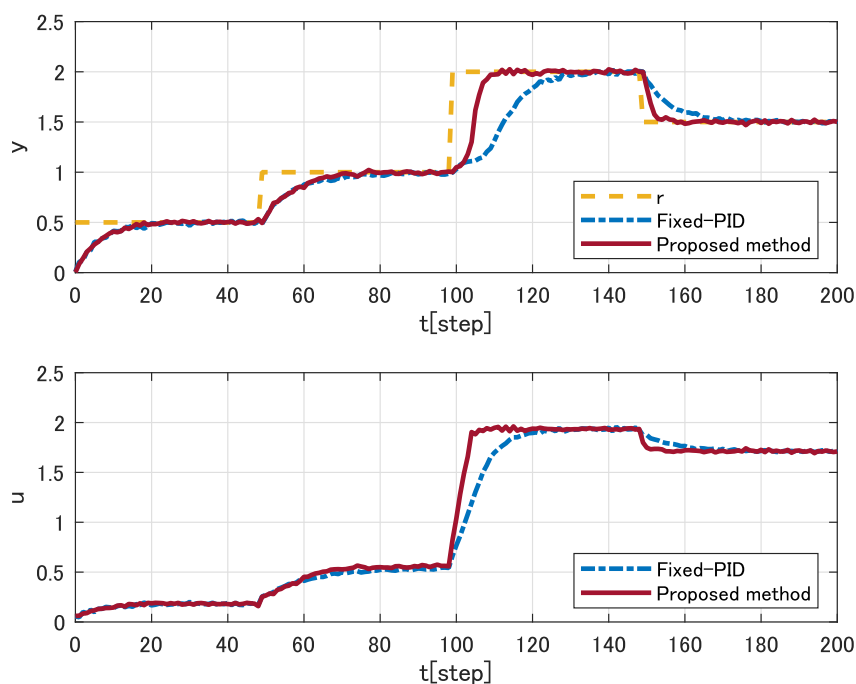


図 2.5: 各手法による制御結果 ( $L = 1$ )

また、図 2.9, 2.10 に提案手法において、データベースの更新を行わない場合の制御結果を示す。図 2.7~2.10 から、システムの静特性が大きく変化する 100step 以降で得られる PID パラメータが変わり、図 2.9 で見られるシステム出力の振動が図 2.7 では見られないため、良好にデータベースが更新されたことが確認できた。

次に、各手法の計算時間を比較した。学習演算処理を除いた、近傍データ探索を含む PID パラメータの調整演算時間と制御入力の演算時間を計測した。一連の運転を 1000 回繰り返す検証プログラムを MATLAB で作成し、Intel Xeon (3.4GHz) の CPU および RAM(32GB) をもつコンピュータで動作させた。表 2.2 に固定 PID 法, DD-PID 法, および提案手法の計算時間を示す。提案手法は DD-PID 法よりも計算時間を減らしながら、固定 PID 法よりも応答性が良好な制御性能を維持することを示した。

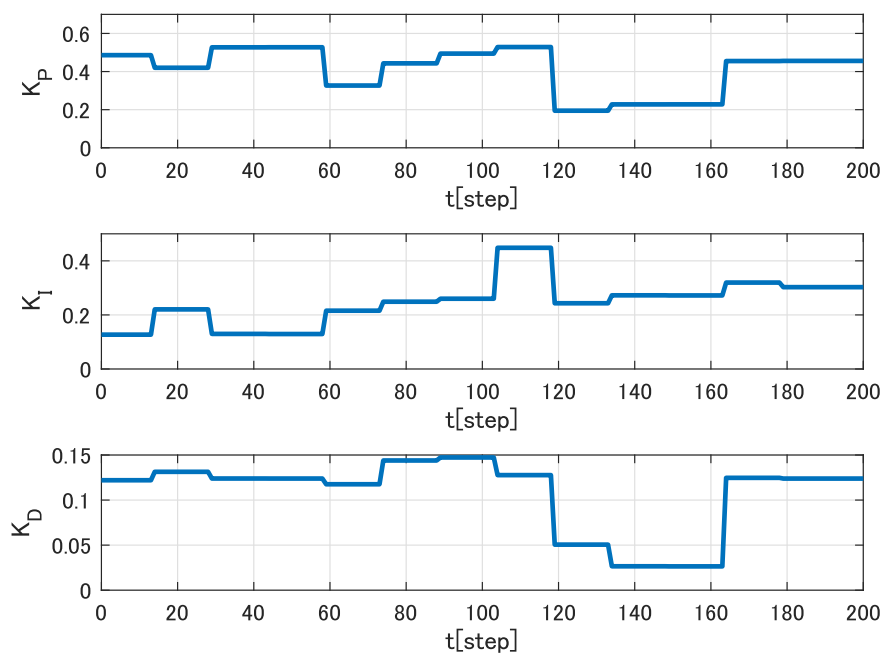


図 2.6: 図 2.5 に対応した PID パラメータの軌道 ( $L = 1$ )

表 2.2: 各手法による計算時間 (1000 回).

Method	Calculation time [s]
Fixed PID method	0.146
DD-PID method	1.331
proposed method	0.427



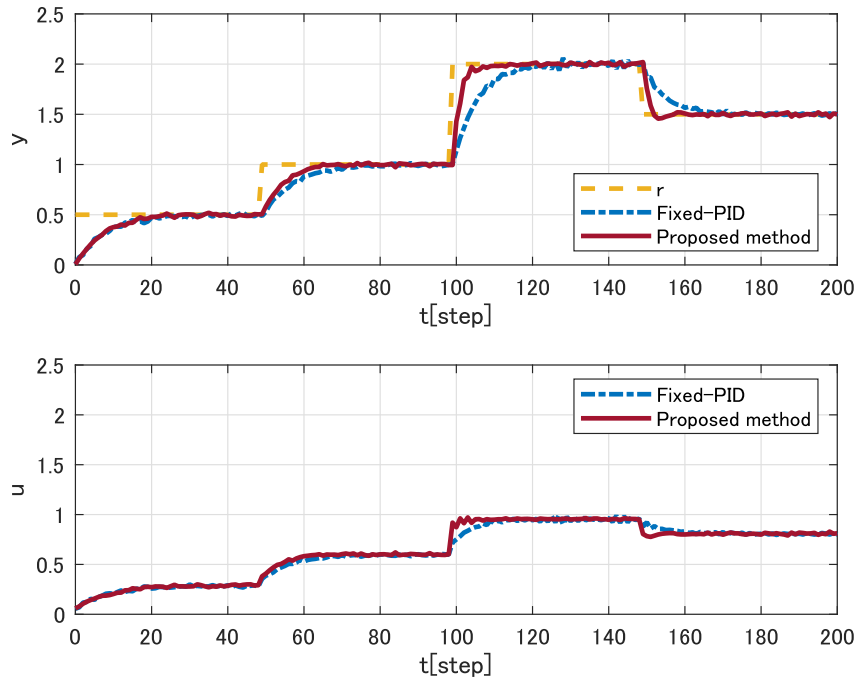


図 2.7: 各手法による制御結果 ( $L = 100$ )

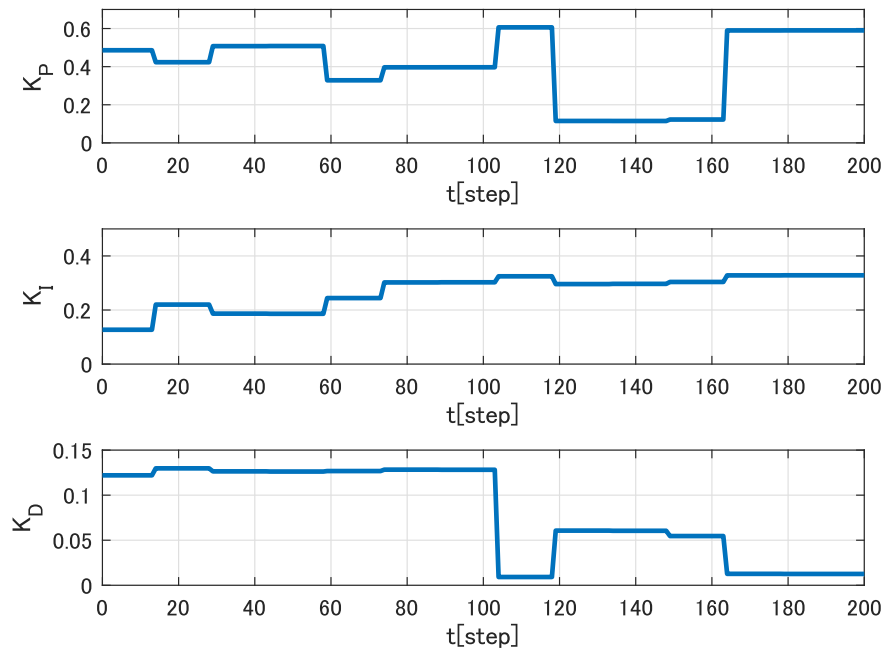


図 2.8: 図 2.7 に対応した PID パラメータの軌道 ( $L = 100$ )

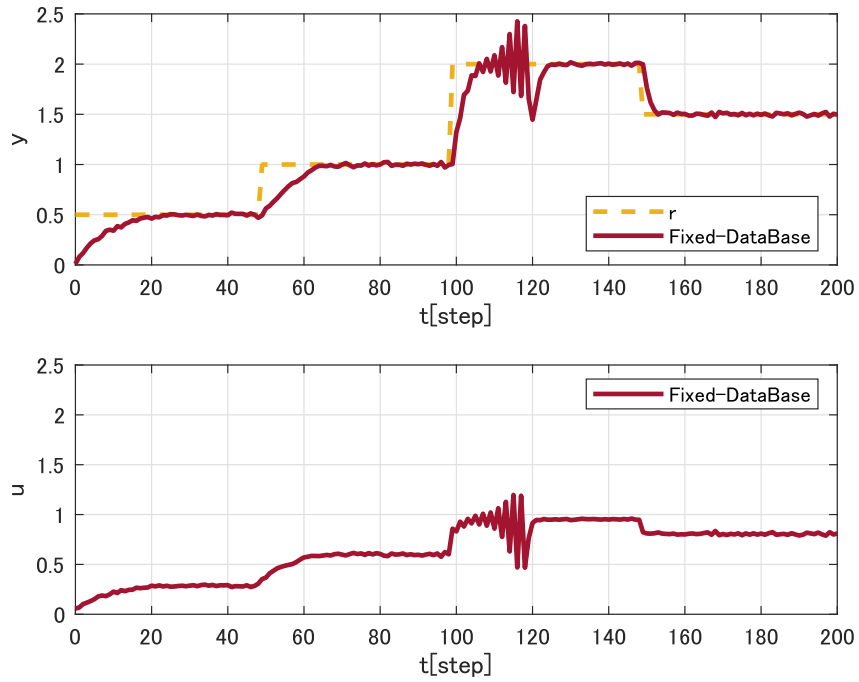


図 2.9: データベース固定の提案手法による制御結果 ( $L = 100$ )

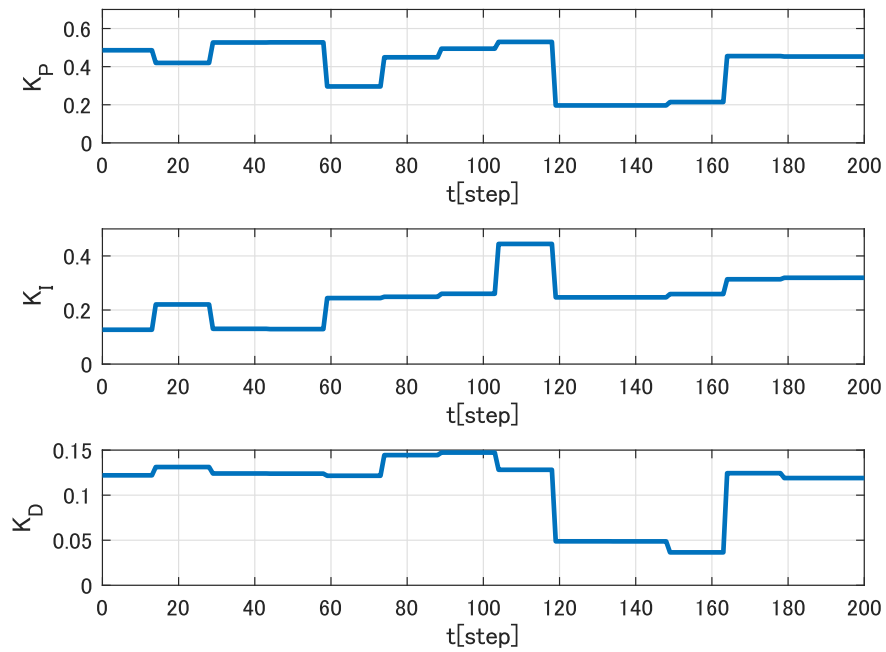


図 2.10: データベース固定による PID パラメータの軌道

## 2.4 スライドクランク機構への適用

ここでは、提案法の PID ゲイン調整を実機試験で検証する。図 2.11 に示すスライドクランク機構システムを、モータ駆動システムとして試験する。このシステムは、射出成形機の金型開閉トグル機構を模擬した独自の装置構成にした。このシステムに対応する概略図を図 2.12 に示す。

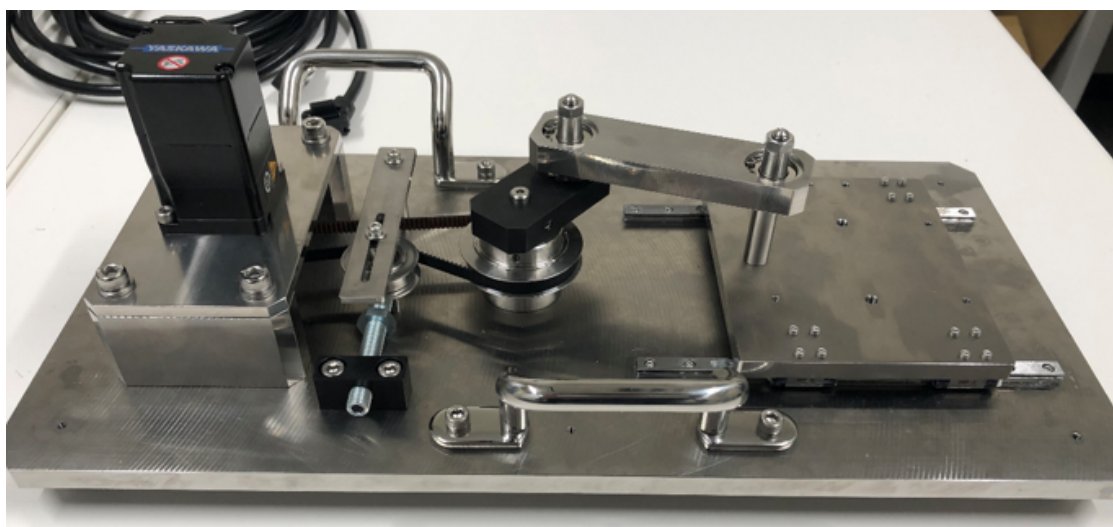


図 2.11: スライドクランク機構システム

### 2.4.1 手順と検討結果

スライドクランク機構システムは、ベルトを介してモータ駆動軸の回転を従動軸に伝える。従動軸は、クランクの回転によってステージを前後へ動かす。提案手法の制御プログラムを搭載するリアルタイムハードウェアは、エンコーダからの角度情報を受け取り、モータの速度を制御し、トルク指令をモータドライバに送る。初期データベースのオフライン学習に使用する、操業データを得るための固定 PID パラメータは以下とした。

$$K_P = 0.0039, K_I = 0.00043, K_D = 0.00004 \quad (2.26)$$

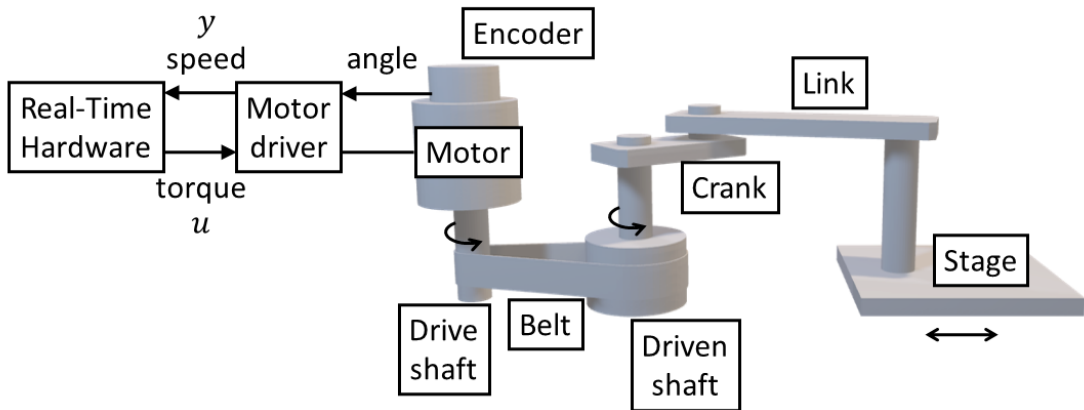


図 2.12: スライドクランク機構システムの概略図.

このPIDパラメータは、低速度域で運転が安定するように経験的に決定した。初期データベースはE-FRITを基に学習し、複数の目標速度を与えた。表2.3に、この計算で用いた各種設計パラメータを示す。

表 2.3: 提案法の各種設計パラメータ (実験例).

Variable	Value	Description
$n_y$	3	Orders of the information vector
$n_u$	2	
$k$	20	Number of neighbors (E-FRIT)
$\lambda$	0.000001	Weight coefficient (E-FRIT)
$\eta_P$	0.00005	Learning rates (E-FRIT)
$\eta_I$	0.000005	
$\eta_D$	0.00005	
$N_0$	4500	Initial number of data
$N$	4500	Number of cluster
$n_0$	20	Measurement period
$k_1$	20	Number of neighbors
$T_s$	0.001	Sampling time
$T_{ref}$	0.01	Time constant

図 2.13 に、固定 PID 法の制御結果を示す。制御出力はクランク機構によって振動している。図 2.14 に提案手法の制御結果，および図 2.15 に PID パラメータの軌道を示す。提案手法は固定 PID 法よりも高速度域の振動を抑制している。

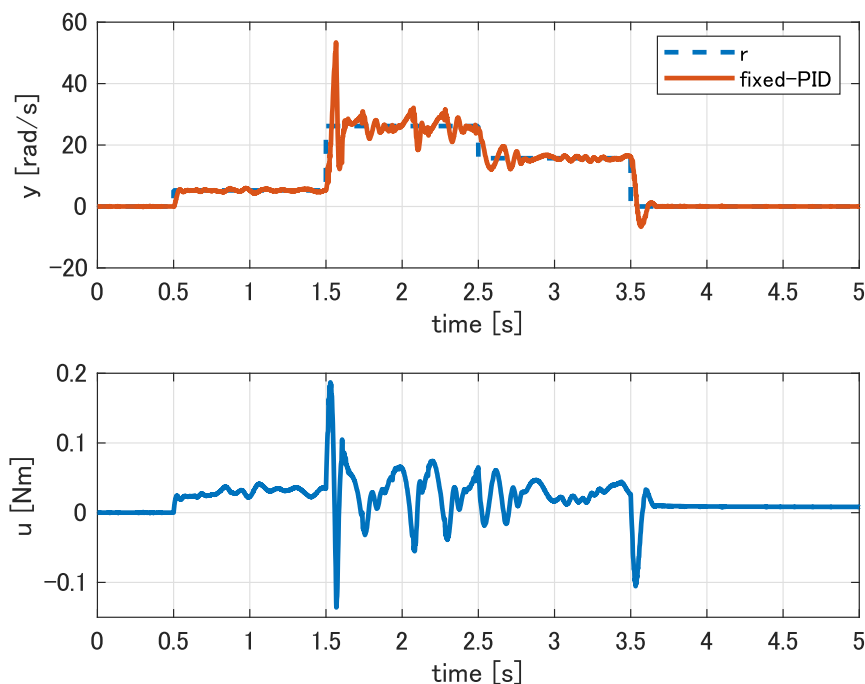


図 2.13: 固定 PID 法による制御結果

表 2.4 に、サンプリング時間当たりのタスク実行時間率の平均値を示す。提案手法の最大計算負荷は、DD-PID 法と同程度であるが、 $n_0$  回に 1 回だけであり、区間内で分散して計算することもできる。

表 2.4: 各手法におけるタスク実行時間率.

Method	Calculation time [%]
Fixed PID method	1
DD-PID method	63
proposed method	4

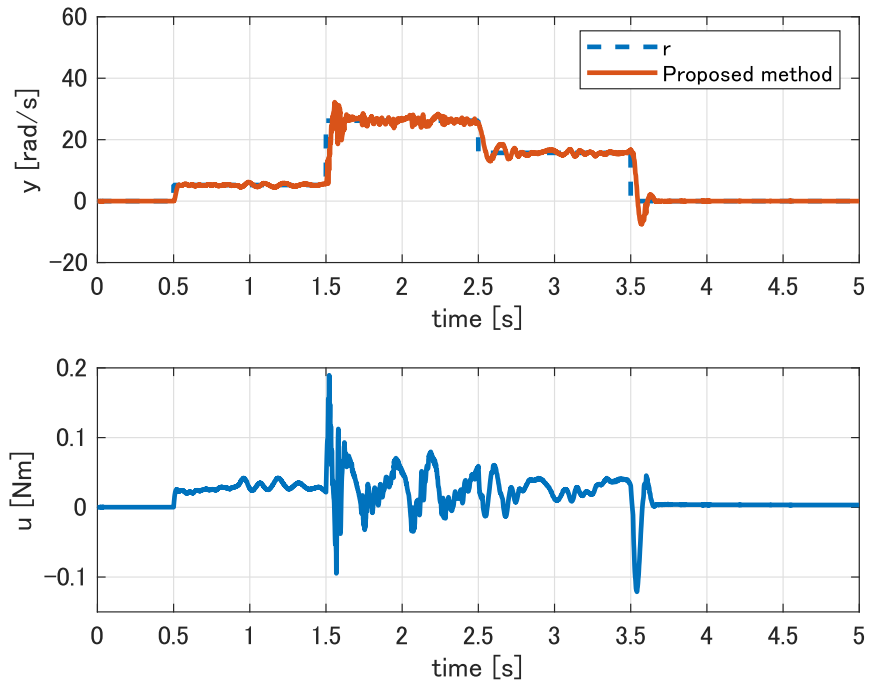


図 2.14: 提案手法による制御結果

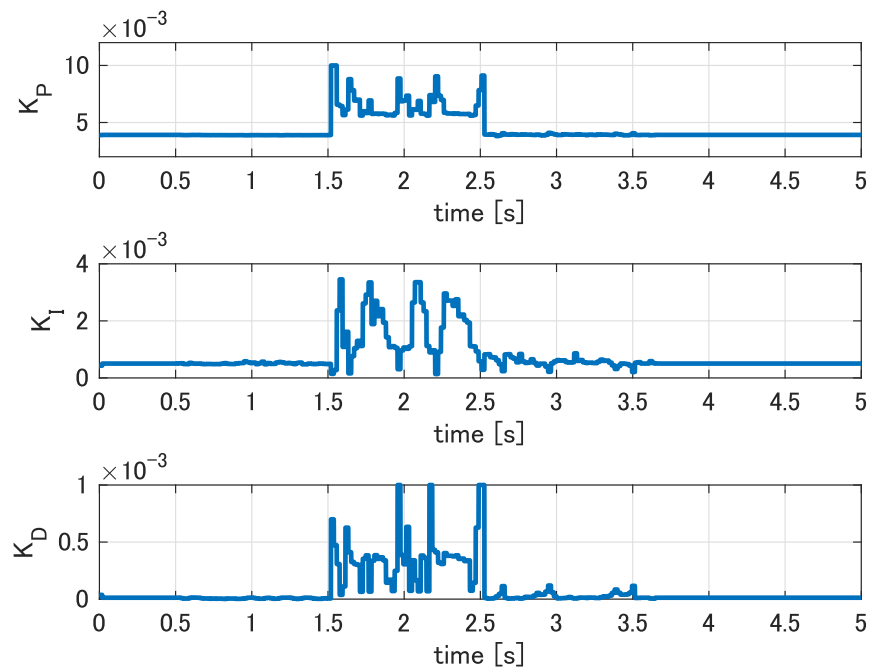


図 2.15: 提案手法の PID パラメータの軌道

## 2.5 結言

本章では、データベース駆動型アプローチに基づく実用的な PID 制御システムのオンライン調整法を提案した。計測区間の平均データを用いた PID パラメータの調整によって、調整計算の頻度を減らすことで工程の全体の計算時間の削減を達成した。さらに、データベースは  $k$  平均法によってサイズを縮小および維持でき、最新のデータを含めることで時変システムに適合させることができる。オフライン学習においては、従来のデータベース駆動型制御で用いられる参照モデルからの出力が適用できないため、モデル予測制御における参照軌道を採用した。数値例において、固定 PID 法よりも制御結果がよく、計算時間は固定 PID 法と DD-PID 法の間であることを確認した。また、時変システムにおいても良好にデータベースを更新できることを示した。DD-PID 法が適用できないような、射出成形機などの産業機械における高速制御周期のシステムにおいて、データを基に PID パラメータを調整することが期待できる。実機試験への適用では、計算可能なデータベースサイズで、各手法の制御結果とタスク実行時間率を確認することで、制御性能の改善と計算負荷低減を実現できることを明らかにした。

DD-PID 法のメモリ容量や計算コスト削減に関して、サブデータベースを構築して適切に切り替える手法が提案されている [19] [20]。これらの手法はデータベースサイズを保持しながら少ない時間で計算処理が可能であるが、サブデータベースの切り替え処理が必要となる。産業機械のモータ駆動システムは、機械全体を統括する装置制御システムと駆動部それぞれの駆動システムが分離している場合が多い。装置制御システム上では、大きなデータを取り扱うことが可能であるが、端部の駆動システムでは、低メモリ容量で設計されている。駆動システムでサブデータベースを切り替えるためには、上位の装置制御システムとの通信が不可欠であり、制御周期での実現は困難であると考えられる。

適切なデータベースサイズについては従来法、提案手法ともに重要なパラメータであり、今後の研究課題とする。パラメータ調整周期は制御対象の特性変動の速

度によって決定される必要がある。 $n_0$  を 1 に近づけると従来の DD-PID 法になり、大きくすると制御性能が低下すると予想される。最適な  $n_0$  の決定方法も今後の検討事項である。



### 3. 状態量を考慮したデータベース駆動型アプローチに基づく PID パラメータの実用的オンライン調整法

#### 3.1 緒言

DD-PID 制御法では，操業データのシステム入出力値や目標指令値からなる情報ベクトルと PID パラメータを格納したデータベースを参照して，近傍データから局所モデルを構成する。このデータベースは，情報ベクトルが似通っていれば，異なる条件における状況も同じものとして扱うため，近傍データとして不適当なデータを選択し，的確でない局所モデルとなることが考えられる。射出成形機の射出動作におけるモータ駆動制御を例にとると，モータの速度制御においては，従来の情報ベクトルでは，目標値は速度指令値，システム出力は速度計測値，制御入力にはモータトルク指令値が格納される。モータは高温化でトルク特性が低下するため，モータ温度違いのデータを近傍データとして選択することが考えられる。また，樹脂材料が同じでも溶融樹脂の温度によって粘度が異なり，摺動時や射出時の負荷トルクが変化するため，シリンダ温度違いのデータも近傍データとして選択することが考えられる。

本章では，このような問題を解決するための手法として，制御対象の入出力値に直接係らない観測可能な状態量を考慮することで，より最適な PID パラメータを得るオンライン調整法を提案する。提案手法では，システムに係る状態量を操業データとしてデータベースの情報ベクトルに加えることで，より適当なデータが近傍データとして選択される。また，データベースのデータ項目が増えたことで，データの参照時間が増えることは必須であり，産業機械に適用することを考えると，計算コストが課題となる。そこで，第 2 章の PID パラメータの調整頻度を減らして工程全体の計算コストを低減する手法に適用する。さらに，スライドクランク機構をもつステージ移動装置を制御対象として，提案法の有効性を検証する。制

御対象は、ステージの位置によって負荷が変動する非線形性をもつ。数値例によって複数の初期位置、目標速度条件をデータベースにもつ場合の影響を確認する。また、同じ制御対象の実機適用時の影響を確認する。

## 3.2 状態量を考慮したPID制御システムのオンライン調整法

### 3.2.1 サンプリング周期の定義

本研究では、離散時間システムの2つのサンプリング区間を定義する。時刻  $t$ [step] は制御周期であり、計測もこの周期で行われる。これとは別に、計測区間  $n_0$ [step] を一単位とする  $j$  を定義する。ゲインの調整はこの  $j$  毎に行われる。

### 3.2.2 システム定義

次式で表される離散時間非線形システムの制御対象を考える。

$$y(t) = f(\phi(t-1)) \quad (3.1)$$

ここで、 $y(t)$  はシステム出力、 $f(\cdot)$  は非線形関数、 $\phi(t-1)$  は時刻  $t$  よりも前のヒストリカルデータを表しており、情報ベクトルと呼ぶ。情報ベクトル  $\phi(t-1)$  は次式で定義される。

$$\begin{aligned} \phi(t-1) := & [y(t-1), \dots, y(t-n_y), u(t-1), \dots, u(t-n_u), \\ & x(t-1), \dots, x(t-n_x)] \end{aligned} \quad (3.2)$$

ここで、 $u(t)$  は制御入力、 $x(t)$  は観測可能なシステムの状態量、 $n_y$ 、 $n_u$ 、 $n_x$  はそれぞれ出力と入力、状態量の次数である。

### 3.2.3 PID 制御則

本章では、制御則は次式の数値型 I-PD 制御則を適用する。

$$\Delta u(t) = K_I(t)e(t) - K_P(t)\Delta y(t) - K_D(t)\Delta^2 y(t) \quad (3.3)$$

$e(t)$  は目標値  $r(t)$  に対する制御偏差であり、以下で定義される。

$$e(t) := r(t) - y(t) \quad (3.4)$$

また、(3.3) 式において、 $K_P(t)$ 、 $K_I(t)$ 、 $K_D(t)$  は各時刻  $t$  における比例ゲイン、積分ゲイン、微分ゲインを示している。 $\Delta$  は  $\Delta := 1 - z^{-1}$  で表される差分演算子であり、時間遅れ演算子  $z^{-1}$  は  $z^{-1}y(t) = y(t-1)$  なる作用を持つ。

### 3.2.4 初期データベースの構築

固定の PID 制御器を用いて、入出力データ  $r(t_0)$ 、 $y(t_0)$ 、 $u(t_0)$ 、 $x(t_0)$  と PID ゲインからなる操業データを取得し、各時刻におけるデータセットを次式のようにデータベースに格納する。

$$\Phi(t_0) = [\bar{\phi}(t_0), \theta(t_0)], \quad t_0 = 1, 2, \dots, N_0 \quad (3.5)$$

ここで、 $N_0$  はデータセットの総数を示す。また、 $\bar{\phi}(t)$  と  $\theta(t)$  は以下のように定義される。

$$\begin{aligned} \bar{\phi}(t) := & [r(t+1), r(t), r(t-1), y(t), \dots, y(t-n_y+1), \\ & u(t-1), \dots, u(t-n_u+1), x(t), \dots, x(t-n_x+1)] \end{aligned} \quad (3.6)$$

$$\theta(t) = [K_P(t), K_I(t), K_D(t)] \quad (3.7)$$

さらに、FRIT 法 [10] に基づく実用的な手法として提案されているデータベースの学習方法 [11] [13] を用いて、得られた実験データからオフラインでデータベース学習を行う。

### 3.2.5 計測区間平均データによる PID パラメータの調整

現在のシステム状態として、計測区間  $n_0$ [step] 毎に計測データの平均値を算出し、PID ゲインの調整演算を行う。この計測区間平均データ  $\bar{\phi}_c(j)$  は次式で算出する。

$$\bar{\phi}_c(j) = \frac{1}{n_0} \sum_{t=t_j}^{t_j+n_0-1} \bar{\phi}(t) \quad (3.8)$$

ここで、 $t_j$  は計測区間  $j$  における基準の時刻である。 $\bar{\phi}_c(j)$  とデータベースの各データ  $\bar{\phi}(t_q)$  との距離  $d_c$  は次式の重み付き  $L_1$  ノルムにより求める。

$$d_c(\bar{\phi}_c(j), \bar{\phi}(t_q)) = \sum_{l=1}^{n_y+n_u+n_x+2} \left| \frac{\bar{\phi}_{cl}(j) - \bar{\phi}_l(t_q)}{\max \bar{\phi}_l - \min \bar{\phi}_l} \right|, \quad (3.9)$$

$t_q = 1, \dots, N$

ここで、添え字  $l$  は各ベクトルの  $l$  番目の要素、 $N$  はデータセットの総数を示す。また、 $\max \bar{\phi}_l$  と  $\min \bar{\phi}_l$  は、それぞれデータベースの全てのデータセットの  $l$  番目要素の最大値と最小値を示す。次に、距離  $d_c$  が小さいものから  $k$  個のデータセット集合を近傍データとして、 $j$  における PID ゲインを次式に基づいて算出する。

$$\theta^{old}(j) = [K_P(j), K_I(j), K_D(j)] = \sum_{i=1}^k \omega_i \theta(i) \quad (3.10)$$

$$\sum_{i=1}^k \omega_i = 1$$

ここで、 $\omega_i$  は重み係数であり、(3.9) 式の距離の大きさに応じて小さい順に並び替えた  $d_i$  を用いて次式のように計算する。

$$\omega_i = \frac{\exp(-d_i)}{\sum_{i=1}^k \exp(-d_i)} \quad (3.11)$$

### 3.2.6 動作データを用いたオフライン学習

制御で用いた PID ゲイン  $\theta^{old}$  に対して制御誤差の大きさに対応した修正を行い、その修正したデータ  $\theta^{new}$  をデータベースに蓄える。修正方法は以下の最急降下法を用いる。

$$\theta^{new}(j) = \theta^{old}(j) - \eta \frac{\partial J(j+1)}{\partial \theta(j)} \quad (3.12)$$

$$\eta := [\eta_P, \eta_I, \eta_D] \quad (3.13)$$

ここで、 $\eta$  は学習係数、評価規範  $J(j)$  は以下とする。

$$J(j) = \frac{1}{2} \{y(j) - y_r(j)\}^2 \quad (3.14)$$

$y_r(j)$  は参照軌道で次式で算出する。

$$y_r(j) = \tilde{r}(j) - \exp\left(\frac{T_s}{T_{ref}}\right) z^{-1} \varepsilon(j) \quad (3.15)$$

$$z^{-1} \varepsilon(j) = z^{-1} r(j) - z^{-1} y(j) \quad (3.16)$$

ここで、 $T_s$  は離散時間システムのサンプリング時間、 $T_{ref}$  は時定数である。また、疑似参照入力  $\tilde{r}$  は次式で算出する。

$$\begin{aligned} \tilde{r}(j) = & \frac{1}{K_I(j-1)} \{ \Delta u(j) + (K_P(j-1) + K_I(j-1) + K_D(j-1))y(j) \\ & - (K_P(j-1) + 2K_D(j-1))z^{-1}y(j) + K_D(j-1)z^{-2}y(j) \} \end{aligned} \quad (3.17)$$

(3.12) 式で修正された  $\theta^{new}$  に PID ゲインを置き換えて，データベースに蓄える。

### 3.3 スライドクランク機構への適用

#### 3.3.1 数値例の制御対象概要

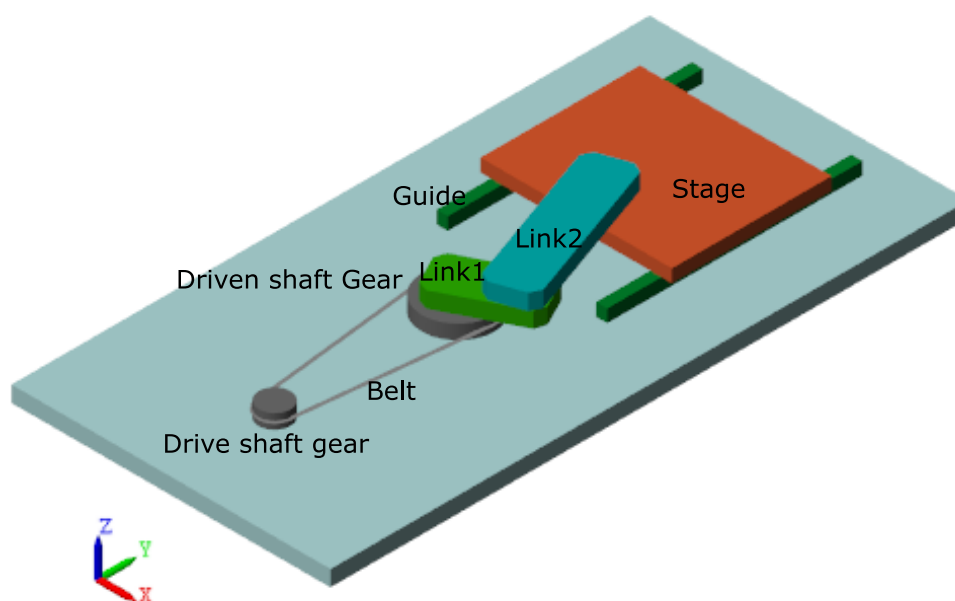


図 3.1: 装置外観

制御対象として，スライドクランク機構を有するステージ移動装置を考える。その外観を図 3.1 に示す。このシステムは，駆動軸の回転を従動軸へベルトによって伝え，リンクピンを回転させることでステージを前後に移動する。リンク 1 の回転角に対するステージの位置や速度に非線形性があり，ステージの往復運動による慣性力の変化が回転軸に負荷変動を与える。システムの詳細は付録 A を参照されたい。数値シミュレーションのため，モデルを MATLAB の Simscape Multibody で作成した。ここで，駆動軸の回転角速度を  $y(t)$ ，駆動軸トルクを  $u(t)$ ，駆動軸の絶対角度から減速比をかけた従動軸の絶対角度（すなわちクランクの角度）を  $x(t)$ ，サンプリング時間は  $T_s = 0.001[s]$  とする。また，クランクがモータ側に向き，ス

ページが最も引かれている状態をクランク角度 0 とする。目標値  $r(t)$  は以下のよう  
に与える。

$$r(t) = \begin{cases} 0 & (0 \leq t < 1000) \\ r_{\max} & (1000 \leq t < 2000) \\ 0 & (2000 \leq t < 3000) \\ r_{\min} & (3000 \leq t < 4000) \\ 0 & (4000 \leq t \leq 5000) \end{cases} \quad (3.18)$$

### 3.3.2 数値例の適用結果

このシステムに対して、提案手法を適用する。はじめに初期データベースを作成  
するために、以下の初期固定 PID ゲインを用いて制御を行う。

$$K_P = 0.001, \quad K_I = 0.000012, \quad K_D = 0 \quad (3.19)$$

また、動作条件と異なるデータをデータベースに含ませるため、初期角度  $x(0)[\text{deg}]$   
と目標最高速度  $r_{\max}[\text{rad/s}]$ 、目標最低速度  $r_{\min}[\text{rad/s}]$  を次のように与える。

$$x(0) = 0, 30, 60, 90, 135, 225$$

$$r_{\max} = 1.05, 5.24, 7.85, 10.47, 15.71$$

$$r_{\min} = -1.05, -5.24, -7.85, -10.47, -15.71$$

提案法に含まれる各種設計パラメータを表 3.1 にまとめる。

さらに、制御結果の比較のため、従来の DD-PID 制御における状態量考慮有無  
についても検証した。従来の DD-PID 制御における参照軌道  $y_r(t)$  は、参照モデル

表 3.1: 提案手法の各種設定パラメータ

Variable	Value	Description
$n_y$	3	orders of the information vector
$n_u$	2	
$n_x$	1	
$k$	20	Number of newighbors
$\eta_P$	0.001	Learning rates
$\eta_I$	0.0005	
$\eta_D$	0.001	
$N_0$	108072	Number of data
$n_0$	20	Measurement section
$T_{ref}$	0.01	Time constant

$G_m(z^{-1})$  と疑似参照入力  $\tilde{r}$  を用いて次式で計算される。

$$y_r(t) = G_m(z^{-1})\tilde{r}(t) \quad (3.20)$$

$$\begin{aligned} \tilde{r}(t) = & \{\Delta u(t) + (K_P(t) + K_I(t) + K_D(t))y(t) \\ & - (K_P(t) + 2K_D(t))y(t-1) + K_D(t)y(t-2)\}/K_I(t) \end{aligned} \quad (3.21)$$

参照モデル  $G_m(z^{-1})$  の特性多項式  $P(z^{-1})$  の係数については、次式のように設計した。

$$G_m(z^{-1}) = \frac{z^{-1}P(1)}{P(z^{-1})} \quad (3.22)$$

$$P(z^{-1}) = 1 - 1.9253z^{-1} + 0.9268z^{-2} \quad (3.23)$$

各手法の比較は次の条件で行った。

$$x(0) = 0, \quad r_{\max} = 15.71, \quad r_{\min} = -15.71$$

はじめに、固定 PID 制御による制御結果を図 3.2 に示す。発散しない安定した PID ゲインを選んだため立ち上がりの応答性は良くない。また、リンク位置によ



る速度の脈動が大きく現れている。

次に、従来の DD-PID 制御の制御結果を図 3.3 に、DD-PID 制御に状態量を考慮した制御結果を図 3.4 に示す。DD-PID 制御によって応答性が改善し、振動的ではあるが大きな脈動はなくなっている。状態量がある場合では、ない場合に比べ振動的な挙動も小さく抑えられている。

さらに、ゲイン調整頻度を低減したオンライン調整法の制御結果を図 3.5 に、状態量を考慮した制御結果を図 3.6 に示す。ゲイン調整頻度が低減しているため、DD-PID に比べ大きく振動し制御性能が劣化している。状態量がある場合では、わずかながらに振動が抑えられている。従来手法、実用手法どちらにおいても状態量を考慮することで制御性能が良好になることを示した。

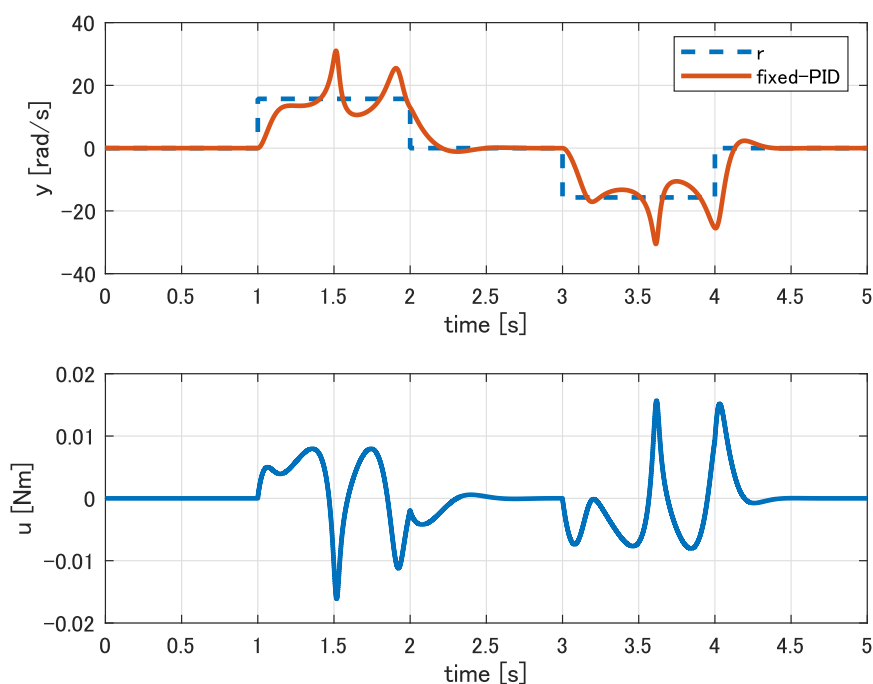


図 3.2: 固定 PID による制御結果

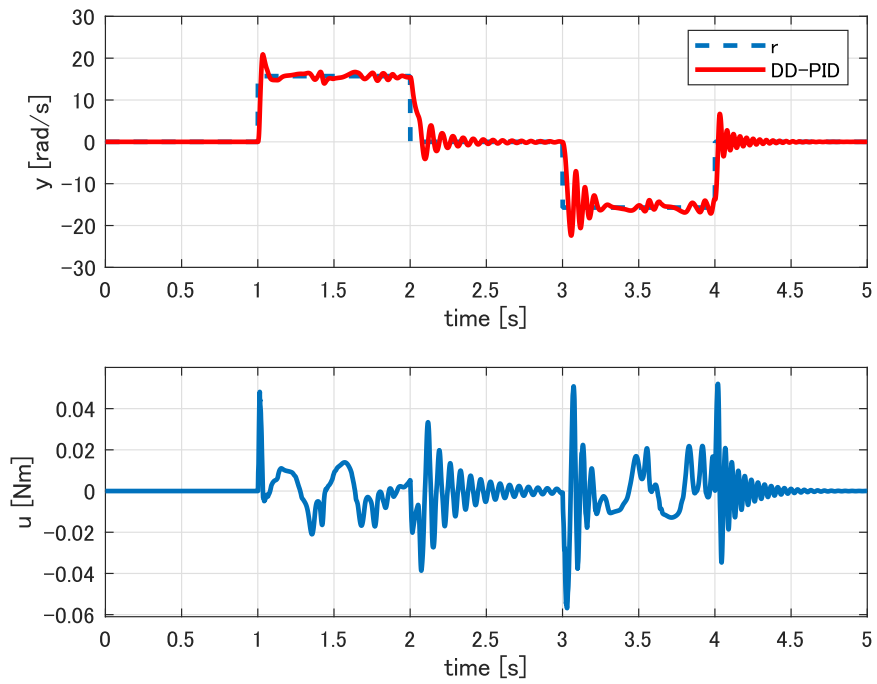


図 3.3: DD-PID 法による制御結果

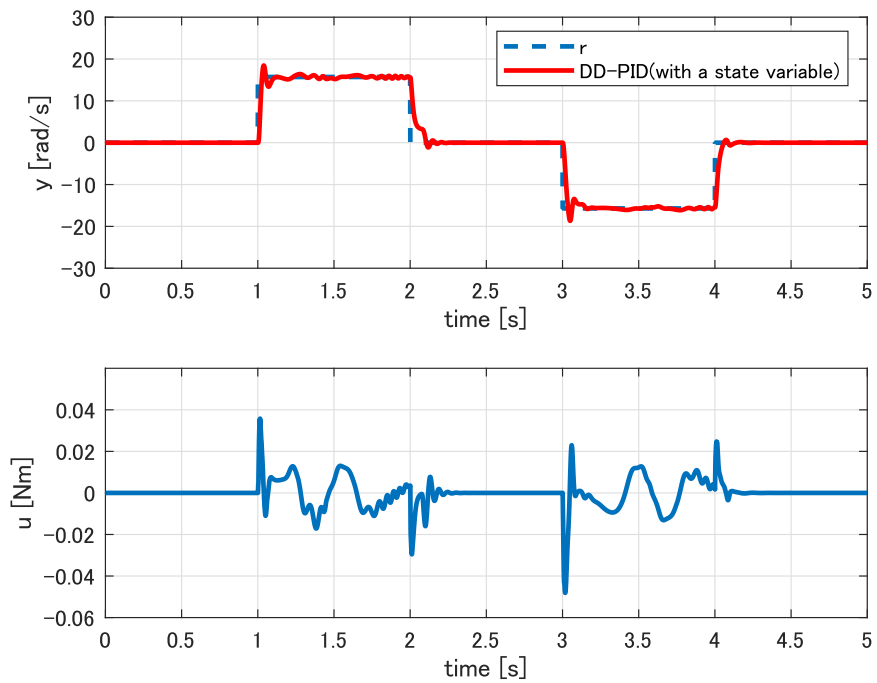


図 3.4: DD-PID 法 (状態量含む) による制御結果

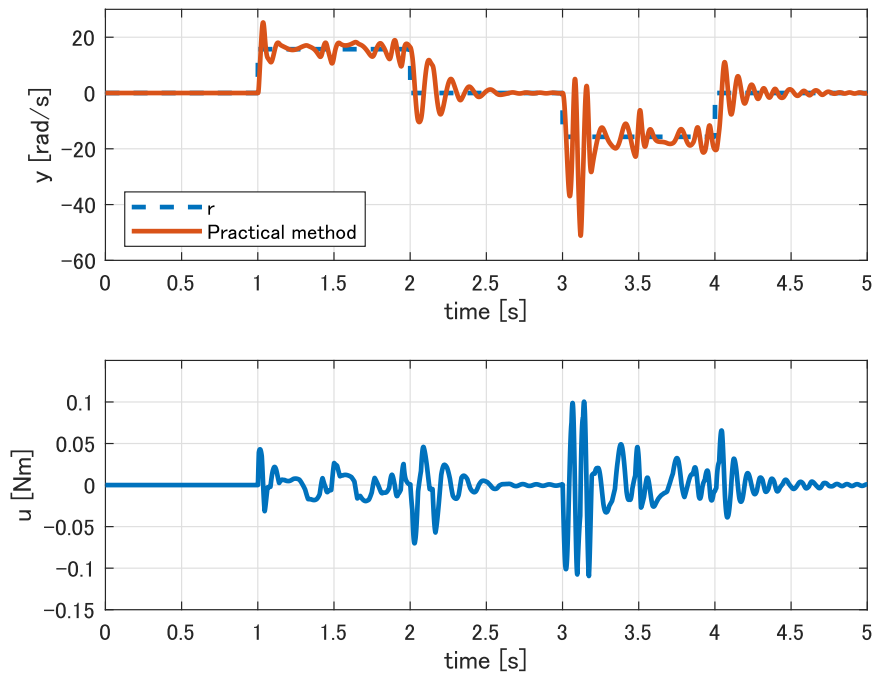


図 3.5: 調整頻度低減手法による制御結果

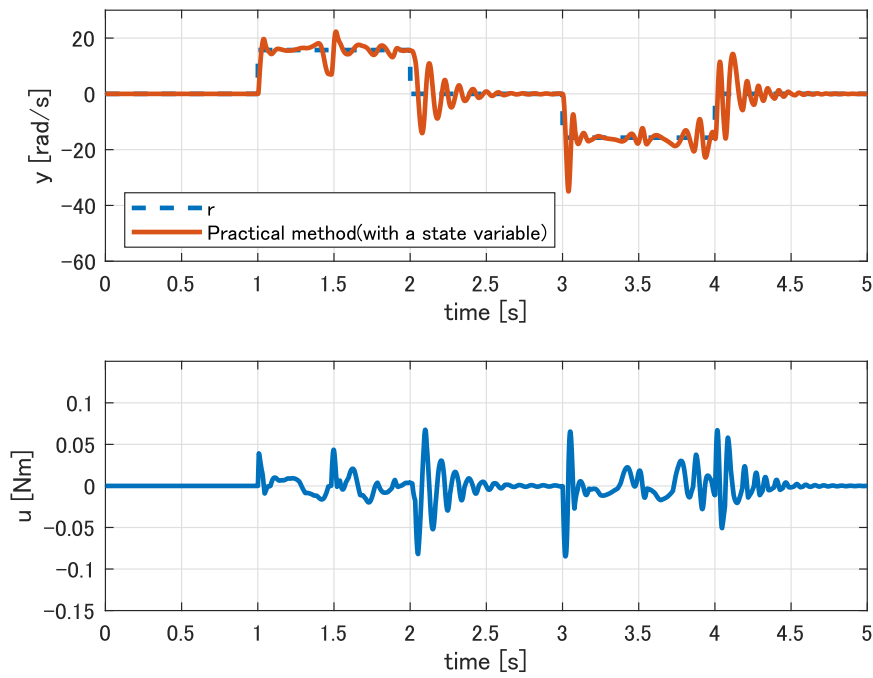


図 3.6: 調整頻度低減手法 (状態量含む) による制御結果

### 3.3.3 実機検証の制御対象概要

実機試験の制御対象は、前章で用いた図 2.11 のスライドクランク機構システムになる。数値例と同様に、クランクの角度を観測可能な状態量  $x(t)$  として情報ベクトルに加える。サンプリング時間  $T_s = 0.001[s]$  で実機運転を可能にさせるため、データ量が小さくなるよう数値例と条件を変更する。運転条件として状態量初期値  $x(0)$ 、目標値  $r(t)$  は以下のように複数の速度域を与える。

$$x(0) = 0$$
$$r(t) = \begin{cases} 0 & (0 \leq t < 0.5) \\ 5.24 & (0.5 \leq t < 1.5) \\ 26.18 & (1.5 \leq t < 2.5) \\ 15.71 & (2.5 \leq t < 3.5) \\ 0 & (3.5 \leq t) \end{cases}$$

### 3.3.4 実機検証の適用結果

初期データベースを得るための固定 PID パラメータは、低速域で安定した運転結果が得られている以下の値を使用する。

$$K_P = 0.0039, K_I = 0.00043, K_D = 0.00004 \quad (3.24)$$

提案法に含まれる設計パラメータを表 3.2 に示す。

はじめに、固定 PID 法の制御結果を図 3.7 に示す。数値例に比べ、全体的にトルクが高いため、摺動抵抗が大きいことが考えられる。固定 PID 法の回転速度は、低い速度域では比較的安定しているが、1.5s から 2.5s の高い速度域では振幅が生じている。

図 3.8 に、提案法の制御結果を示す。高い速度域の振幅が抑えられていることが確認できる。

表 3.2: 提案手法の各種設定パラメータ

Variable	Value	Description
$n_y$	3	orders of the information vector
$n_u$	2	
$n_x$	1	
$k$	20	Number of newighbors
$\eta_P$	0.001	Learning rates
$\eta_I$	0.0005	
$\eta_D$	0.001	
$N_0$	3500	Number of data
$n_0$	20	Measurement section
$T_{ref}$	0.01	Time constant

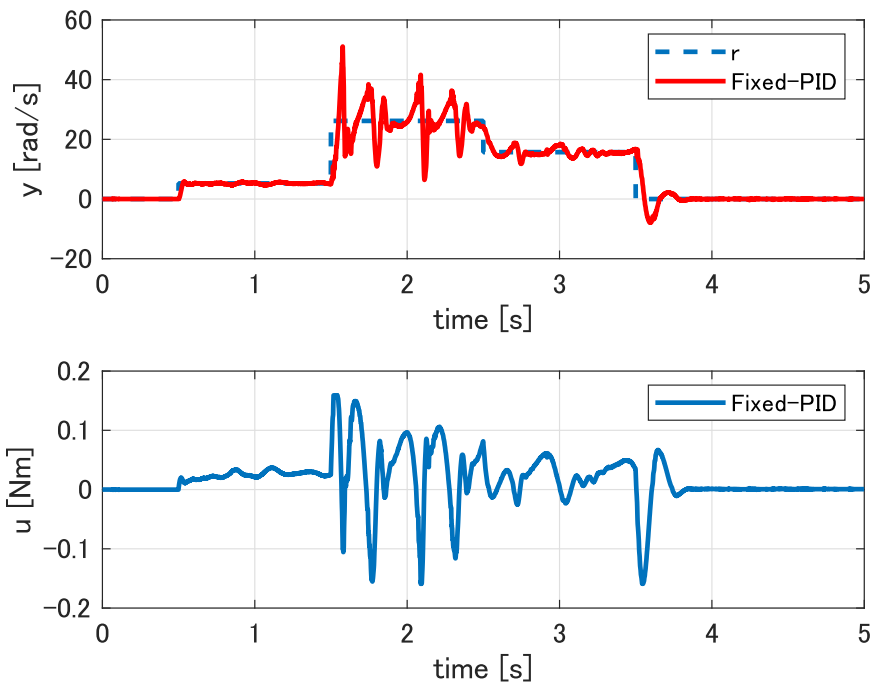


図 3.7: 固定 PID 法による制御結果 (実機試験)

状態量追加の検証のため、図 3.9, 3.10 に高速度域における提案法の状態量有無の PID パラメータ  $K_P$ ,  $K_I$  の軌道と制御結果を示す。PID パラメータの  $K_D$  は大きく変化しなかったため省略する。状態量無しの場合に生じた  $x = 0$  付近である

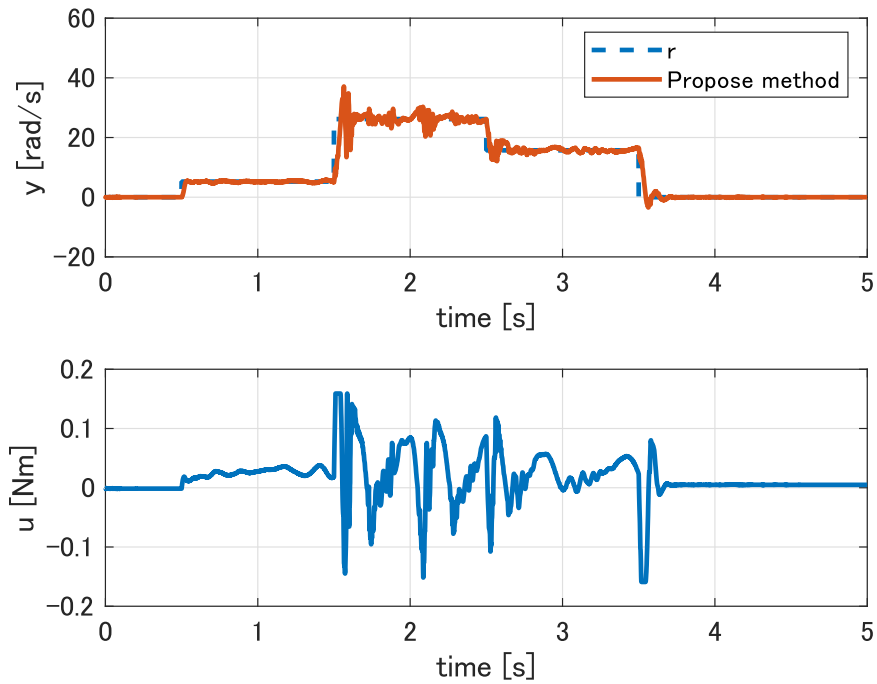


図 3.8: 提案法による制御結果 (実機試験)

1.8s と 2.4s の振動が、状態量有では抑制されていることが確認できる。このとき、PID パラメータ  $K_P$ ,  $K_I$  が状態量有無で異なる値が算出されている。

表 3.3 に、提案法の状態量有無を含む各手法における参照軌道とシステム出力の絶対値差分の積算値を示す。DD-PID アプローチの適用でも制御性能が改善しているが、状態量を情報ベクトルに含めることで制御性能がさらに向上していることが確認できる。

表 3.3: 参照軌道とシステム出力の絶対値差分の積算値

Method	Integrated Value
Fixed PID method	$8.03 \times 10^3$
Proposed method	$3.48 \times 10^3$
Without state variable	$3.71 \times 10^3$

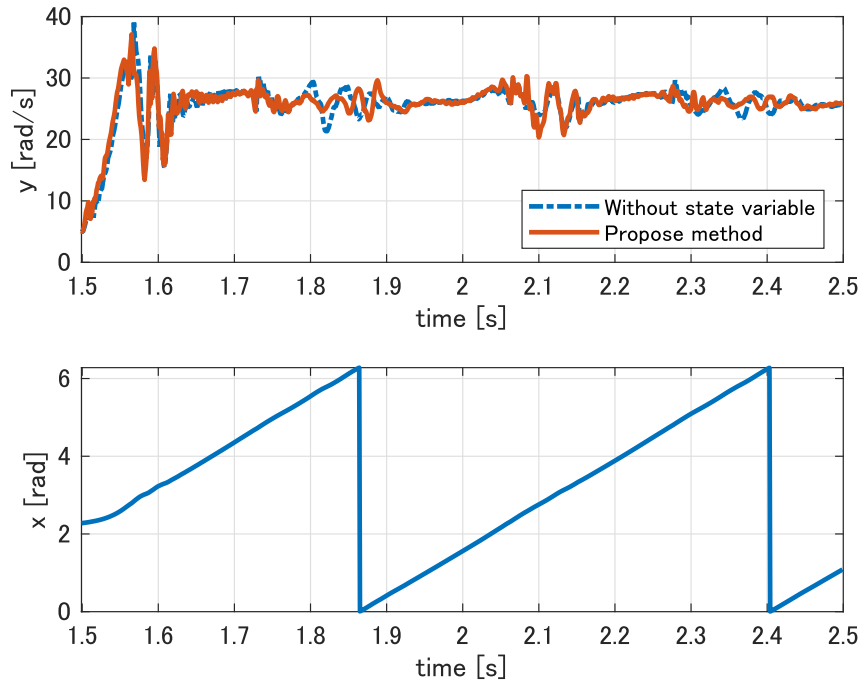


図 3.9: 状態量有無による制御結果 (実機試験)

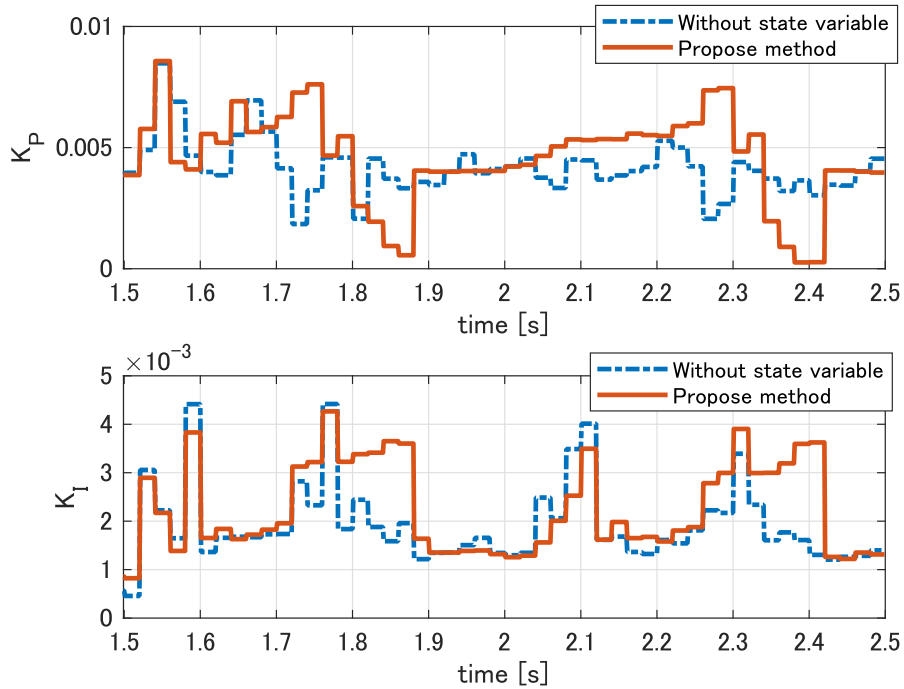


図 3.10: PID パラメータ  $K_P$ ,  $K_I$  の軌道 (実機試験)

### 3.4 結言

本章では、状態量を考慮したデータベース駆動型アプローチに基づくPID制御系のオンライン調整法を提案した。提案手法は、データベース内の情報ベクトルに状態量を追加することで、より適当なデータが近傍データとして選択されるため、動作条件を限定せずにデータベースを運用する場合においても、有効であると考えられる。また、数値例として具体的な実機システムに対して提案法を適用することで、制御性能の有効性を検証した。さらに、実機試験によっても、状態量を追加する有効性を示した。提案手法は、温度などの環境条件によって制御特性が変化するような産業用システムへの適用も期待できる。このようなシステムは、状態量との寄与関係は既知だが、複雑なモデルになるかモデルパラメータの同定が困難な場合も多いため、手法適用への容易性で有利である。

前章同様に、データベースサイズ等の最適パラメータ決定法は今後の検討事項である。



## 4. データベース駆動型制御の操業データを用いたシステムの運転状態判定

### 4.1 緒言

近年，データによる物理量の推定として，Just-In-Time (JIT) 法 [22] を用いた方法 [23] やデータベース駆動型アプローチを用いたソフトセンサが提案されている [24]，これらの手法は，現時刻の制御系の状態（クエリ）に対して物理量を推定する。時刻ごとに常に物理量が増加するようなセンサとしての使用方法では，推定値と真値との誤差が瞬時的でも大きいと制御や判定に支障がある。この章で判定したい運転状態である機械の動作条件や環境条件，故障状況は，そのような逐次的な評価ではなく，緩やかに変化し，評価値そのものが制御に大きく影響しない，大局的な評価であると考えることができる。したがって，多少の誤差や大きくても一時的な誤差は問題とならない判定方法が必要となる。

本章では，データベース駆動型制御の操業データを用いたシステムの運転状態の判定方法を提案する。ここで，判定するシステムの運転状態は，制御対象において制御入出力データに含まれない運転条件や故障状況を指し，これらのシステムの運転状態を判定するための数値をシステムの運転状態値とする。また，提案手法に基づいてシステムの運転状態値を推測することを推定と記述する。提案手法では，事前に評価用データベースに格納されたシステムの運転状態値から現在のシステムの運転状態を数値的に判定する。また，データベースに格納された範囲で評価されるため，システムの運転状態値には上下限がある。この上下限付近において，判定した値の誤差が大きくなる問題がある。そこで，ロジット変換によって上下限付近での精度向上を図った。

## 4.2 データ構造

### 4.2.1 データベース駆動型制御におけるデータ構造

DD-PID 制御で用いられるデータセットは情報ベクトル  $\phi$  と PID 制御ゲインセット  $\theta$  からなり、次式のように制御データベースに格納されている。

$$\Phi(i) = [\phi(i), \theta(i)], \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (4.1)$$

ここで、 $N$  はデータセットの総数を示す。また、 $\phi(i)$  と  $\theta(i)$  は以下のように定義される。

$$\begin{aligned} \phi(i) := & [r(t+1), r(t), y(t), \dots, y(t-n_y+1), \\ & u(t-1), \dots, u(t-n_u+1), x(t), \dots, x(t-n_x+1)] \end{aligned} \quad (4.2)$$

$$\theta(i) := [K_P(t), K_I(t), K_D(t)] \quad (4.3)$$

$r(t)$  は時刻  $t$  における目標値、 $y(t)$  はシステム出力、 $u(t)$  は制御入力、 $x(t)$  は観測可能なシステムの状態量（以下、観測状態量）、 $n_y$ 、 $n_u$ 、 $n_x$  はそれぞれ出力、入力、観測状態量の次数であり、 $K_P(t)$ 、 $K_I(t)$ 、 $K_D(t)$  は比例ゲイン、積分ゲイン、微分ゲインを示している。観測状態量  $x(t)$  は推定するシステムの運転状態値とは異なり、制御入出力値以外の観測可能なシステムの状態量である。必ずしも必要ではないが、対象システムによっては運転状況を情報ベクトルとして適切に表現でき、近傍データによる局所モデルの精度向上が期待できる [25] [26]。

### 4.2.2 システムの運転状態判定用データ構造

提案するシステムの運転状態判定用のデータセットは、制御用のデータセットにシステムの運転状態判定の数値であるシステムの運転状態値  $z(t)$  を加えたもので

あり，次式のように評価データベースに格納される。

$$\Phi_e(i) = [\phi(i), z(i)], \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (4.4)$$

### 4.3 システムの運転状態値推定

ある運転状態のデータ  $\phi_1(i_1)$  と別の運転状態のデータベースから以下の手順でシステムの運転状態値を推定する。

#### 4.3.1 共通データの分離

判定精度向上のため，評価データベース内で類似したデータを取り除く。運転状態別の各データに対し，異なる運転状態の各データとの距離を算出す  $\phi_2(i_2)$  との距離  $d$  を次式の重み付き  $L_1$  ノルムにより求める。

$$d(\phi_1(i_1), \phi_2(i_2)) = \sum_{l=1}^{n_y+n_u+n_x+2} \left| \frac{\phi_{1l}(i_1) - \phi_{2l}(i_2)}{\max \phi_l - \min \phi_l} \right| \quad (4.5)$$

ここで，添え字  $l$  は各ベクトルの  $l$  番目の要素である。また， $\max \phi_l$ ， $\min \phi_l$  はそれぞれ評価データベースの全てのデータセットの  $l$  番目要素の最大値と最小値を示す。

距離がある一定の値  $d_c$  よりも近いデータが評価データベース内の全ての運転状態のデータ群でも存在する場合，それぞれのデータを運転状態判定の比較対象から取り除く。また，計測されたデータ群に対しても該当する共通データに近いデータを判定前に取り除く。

#### 4.3.2 データ群の分類

計測された判定対象のデータ群  $\phi_t(i_t)$  に対して，評価データベース  $\Phi_e(i)$  内の運転状態別のデータ群ごとに分類を行う。本稿では，データ群同士の最近傍距離の積

算値  $S$  を用いて分類を行う。

$$S = \sum_{i_t=1}^{n_{\max}} \min(d(\phi_t(i_t), \phi(j))) \quad (4.6)$$

ここで、 $n_{\max}$  は評価対象のデータ数、 $j$  はシステムの運転状態別のデータ群におけるインデックスである。積算値  $S$  の一番小さいデータ群を該当のデータ群として分類する。

#### 4.3.3 システムの運転状態値の正規化

プログラムの再利用性と後述のロジット変換の制約のため、次式によりシステムの運転状態値を正規化する。

$$z'(i) = \frac{z(i) - z_{\min} + z_{mm}}{z_{\max} - z_{\min} + 2z_{mm}} \quad (4.7)$$

ここで、 $z_{\min}$  は運転状態値の最小値、 $z_{\max}$  は運転状態値の最大値である。 $z_{mm}$  は観測できる最小の有効数値であり、 $z(i)$  に最小値か最大値が入力されてもゼロの対数やゼロ除算にならないよう、ロジット変換が数値処理できるようにしている。

#### 4.3.4 ロジット変換

システムの運転状態値に範囲制限があるため、上下限付近は内側の値になりやすく誤差が大きい。4.3.2 節で運転状態値の上下限付近と分類されたデータ群の運転状態値に対し、データを無限範囲に変換するロジット変換を行う。

$$z^{\text{logit}} = \ln \frac{z'(i)}{1 - z'(i)} \quad (4.8)$$

後述のシステムの運転状態値算出後，得られた値  $z_{tave}^{\text{logit}}$  に対して次式の逆ロジット変換を行い，現在のシステムの運転状態値とする。

$$z_{tave} = \frac{\exp(z_{tave}^{\text{logit}})}{1 + \exp(z_{tave}^{\text{logit}})} \quad (4.9)$$

#### 4.3.5 システムの運転状態値の算出

一定の動作を行った運転結果  $\phi_t(t)$  に対し，評価データベースの全てのデータから式 (3.9) より距離を求める。次に，距離が小さいものから  $k$  個のデータセット集合を近傍データとして，時刻  $t$  におけるシステムの運転状態値を次式に基づいて算出する。

$$z_t(t) = \sum_{i=1}^k \omega_i z'(i) \quad (4.10)$$

ただし，重み係数  $\omega_i$  は次式を満たす。

$$\sum_{i=1}^k \omega_i = 1$$

ここで，重み係数は距離の大きさに応じて昇順に並び替えた  $d_i$  を用いて，次式のように計算する。

$$\omega_i = \frac{\exp(-d_i)}{\sum_{i=1}^k \exp(-d_i)} \quad (4.11)$$

一定動作の運転結果に対して得られた  $z_t(t)$  の平均値  $z_{tave}$  (ロジット変換後は  $z_{tave}^{\text{logit}}$ ) を，現在のシステムの運転状態値として算出する。また，正規化は次式で逆変換する。

$$z = (z_{\max} - z_{\min} + 2z_{mm})z_{tave} + z_{\min} - z_{mm} \quad (4.12)$$

## 4.4 数値例

提案法の有効性を，数値シミュレーションにより検証する。制御対象として，スライドクランク機構を有するステージ移動装置を考える。その外観を，図 4.1 に示す。

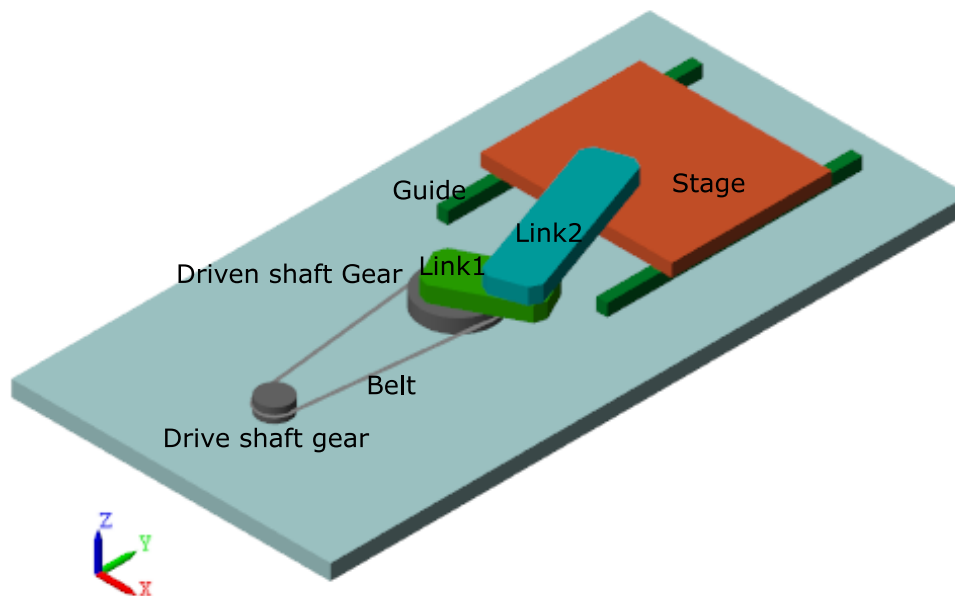


図 4.1: スライドクランク機構システムの概要図

このシステムは，駆動軸の回転を従動軸へベルトによって伝え，リンクピンを回転させることでステージを前後に移動させる。数値シミュレーションのため，モデルを Mathworks 社の MATLAB, Simulink, Simscape Multibody で作成した。

ここで，駆動軸の回転角速度を  $y(t)$ ，駆動軸トルクを  $u(t)$ ，従動軸の絶対角度を  $x(t)$ ，サンプリング時間は  $T_s = 0.001\text{s}$  とする。DD-PID 制御による制御結果（図 4.2）を用いてステージ上の重量  $M_s[\text{g}]$  というシステムの運転状態を判定する。データセットの情報ベクトル  $\phi(i)$  には観測状態量として絶対角度  $x(t)$  を含める。

評価データベースには， $x(0) = 0$ ， $M_s = 0$  から 200 刻みで 1000 までの 6 セットのデータを格納する。提案法に含まれる各種パラメータを，表 4.1 にまとめる。

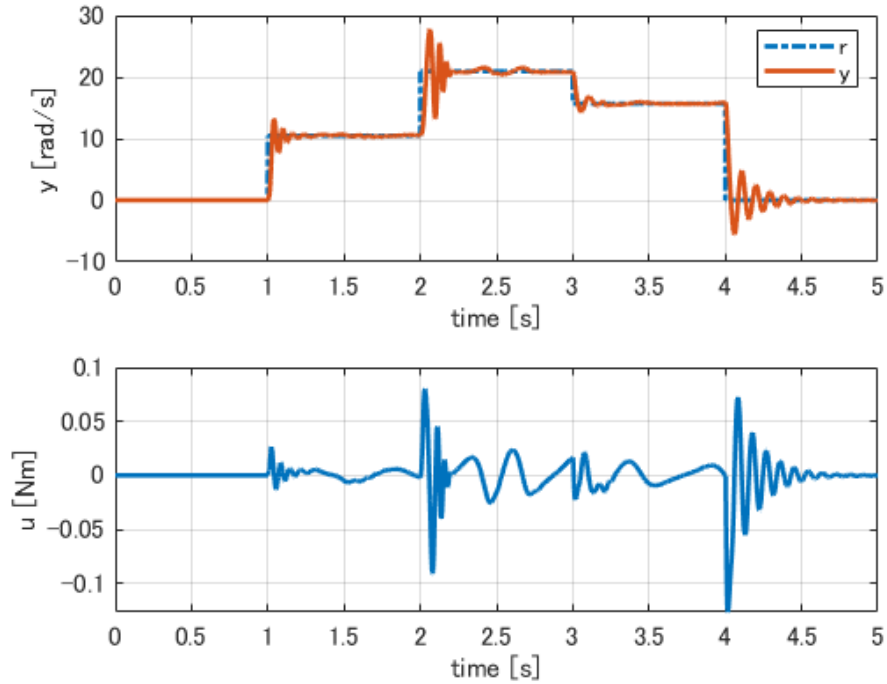


図 4.2: DD-PID 制御による制御結果 ( $M_s = 0$ ).

表 4.1: 提案手法の各種設計パラメータ (スライドクランク機構システム).

Variable	Value	Description
$n_y$	3	Order of system output
$n_u$	1	Order of system input
$n_x$	1	Order of state variable
$d_c$	0.01	Distance of common data
$z_{\min}$	0	Minimum value
$z_{\max}$	1000	Maximum value
$z_{mm}$	0.1	Significant digits
$N$	30006	Number of data
$k$	5	Number of neighbors

数値例であるため、システムの運転状態値の有効数値  $z_{mm}$  は判定性能に影響を与えないような小さい値を試行錯誤的に選定した。近傍数  $k$  は、DD-PID 制御で局所モデルを構築する近傍データ数と同じ値を選定した。また、ここでは上下限付近の

分類を  $M_s = 0, 200, 800, 1000$  とした。評価対象側の条件として、 $M_s = 0, 100, 200, 400, 500, 600, 800, 900, 1000$  のそれぞれについて  $x(0) = 1\text{deg}$  の制御結果を用いてシステムの運転状態値を推定した。さらに、比較として、機械学習手法である回帰木を仕様したシステムの運転状態値の推定を行った。回帰木の推定には、Mathworks 社の MATLAB の拡張機能である Statistics and Machine Learning Toolbox を用いて回帰モデルを作成した。回帰モデル作成には提案法と同じ評価データベースを使用した。

データベース上にない条件を含め推定したステージ重量のシステムの運転状態値  $M_{st}$  を図 4.3, 推定したシステムの運転状態値と真値との誤差を図 4.4 に示す。システムの運転状態値の推定は概ねできており、上下限付近では回帰木による推定よりも誤差が小さく算出できている。



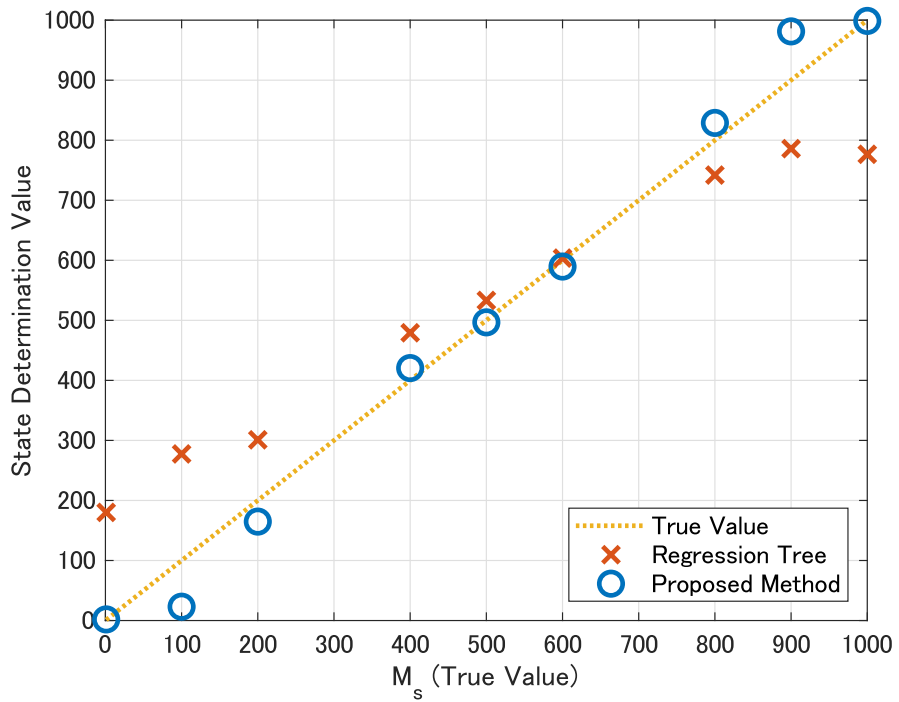


図 4.3: システムの運転状態判定結果

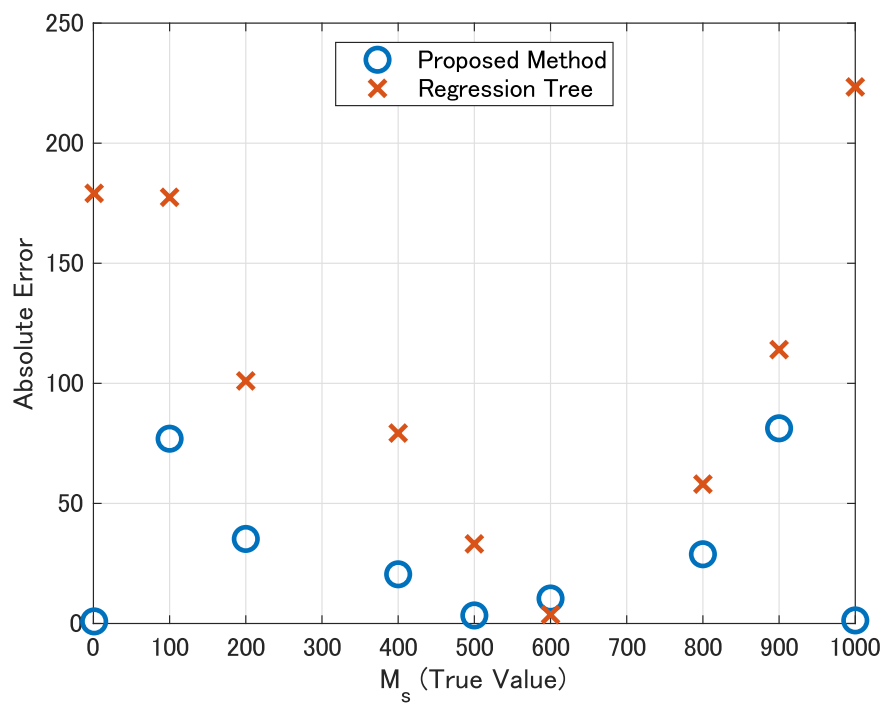


図 4.4: 絶対値差分結果

ここで、共通データの距離  $d_c$  による判定結果の影響を確認する。 $d_c = 0$ ,  $d_c = 0.05$  の判定結果を、図 4.5 から図 4.8 に示す。また、 $d_c$  による共通データ数を表 4.2 に示す。距離  $d_c$  を小さく取ることによって判定の精度は向上し、大きく取ることによって精度は低下している。スライドクランク機構では、システムの運転状態値の変化に対して工程ごとの差がほとんどないため、共通データの除去が悪影響したことが考えられる。また、制御性能面もシステムの運転状態値の推定に影響しており、制御性能の評価も、システムの運転状態判定のパラメータ決定において検討すべき項目であると考えられる。

表 4.2: 距離  $d_c$  による共通データ数.

$d_c$	Number
0	6
0.01	7866
0.05	22016

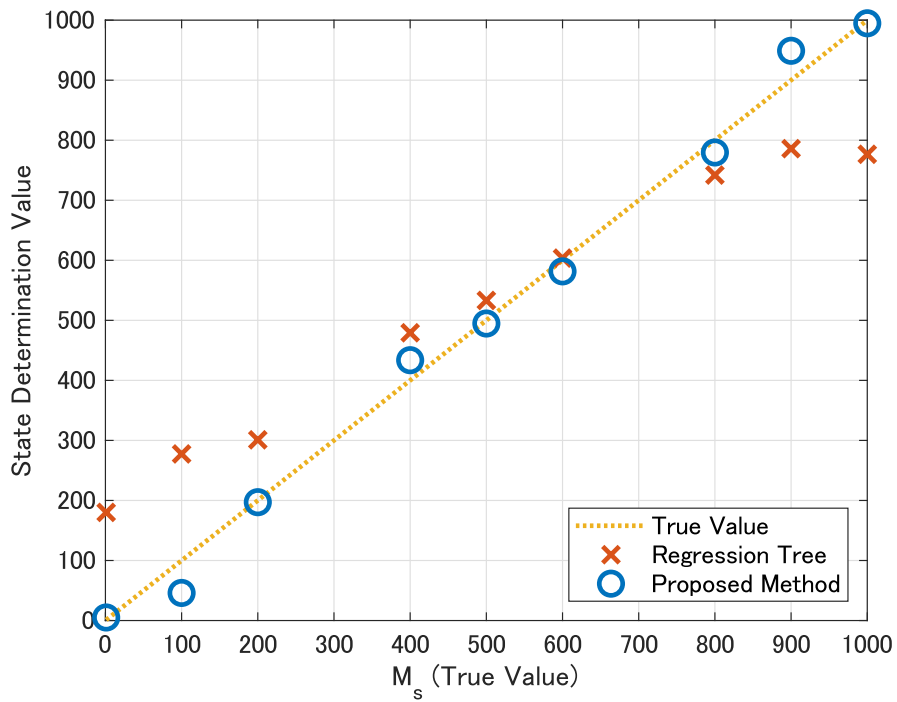


図 4.5: システムの運転状態判定結果 ( $d_c = 0$ ).

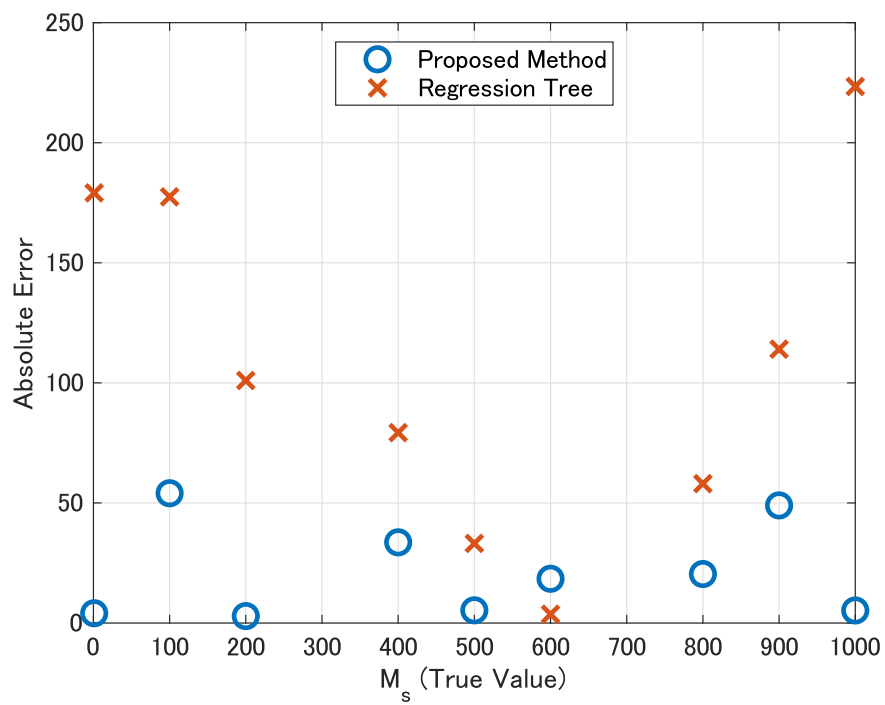


図 4.6: 絶対値差分結果 ( $d_c = 0$ ).

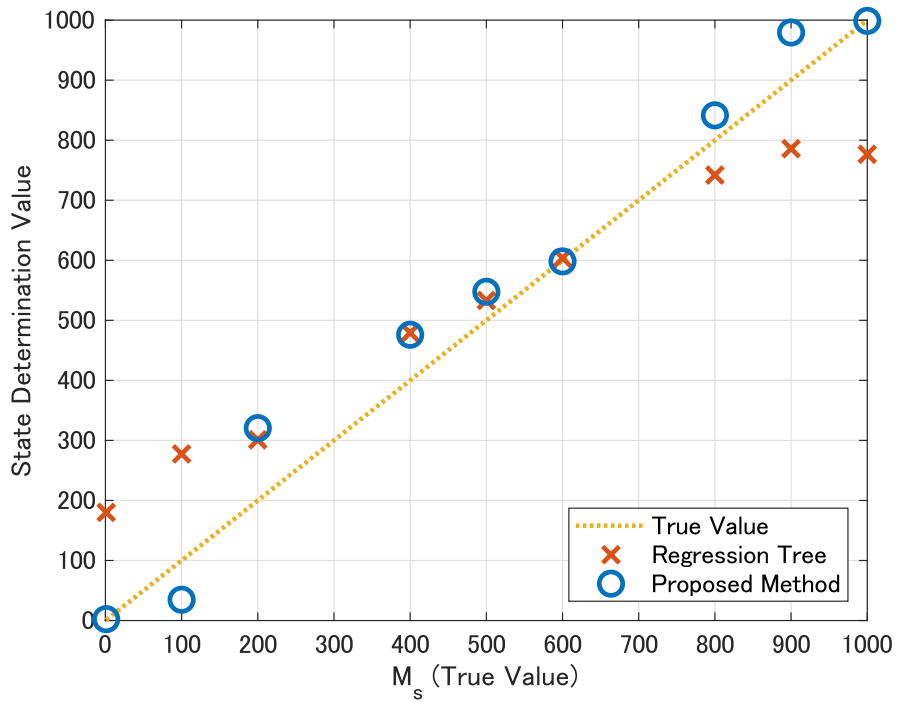


図 4.7: システムの運転状態判定結果 ( $d_c = 0.05$ ).

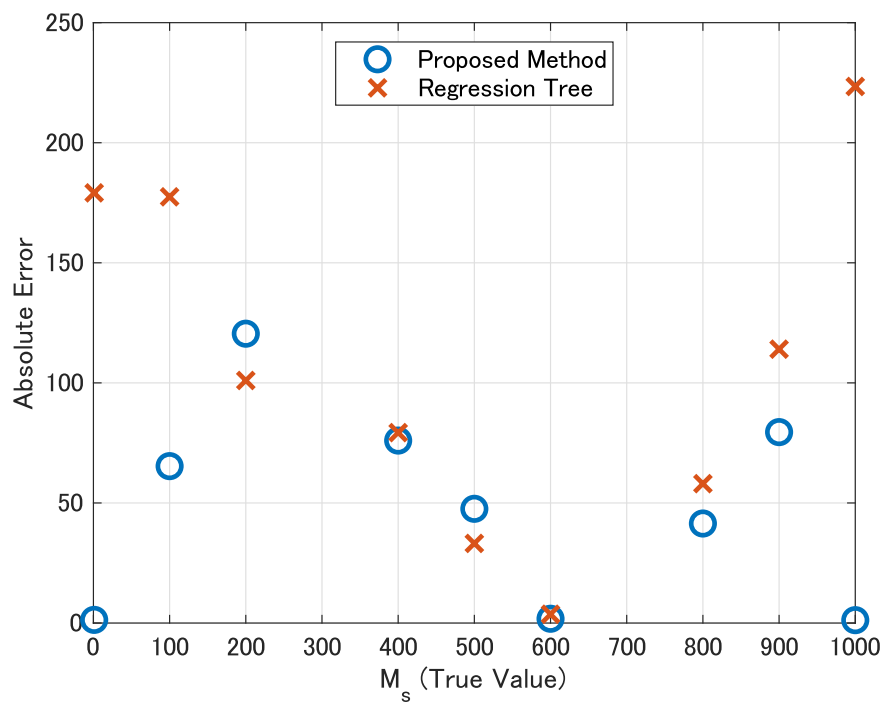


図 4.8: 絶対値差分結果 ( $d_c = 0.05$ ).

## 4.5 結言

本章では、DD-PID 制御の操業データを用いてシステムの運転状態を判定する方法を提案した。提案手法は、制御とシステムの運転状態判定のデータ構造を統一化することで、制御の結果データをそのままシステムの運転状態判定に用いることができる。これにより、制御と運転状態判定のデータを共存させることが可能である。また、システム同定のように、時系列データである必要はないので判定のデータを削減することも期待できる。数値例において、機械学習の手法と同等または高精度であるを確認した。特に判定範囲の上下限付近では、ロジット変換による精度向上が結果として現われている。

提案手法は、共通データが多い場合など共通データの分離結果によっては判定結果がうまく出ないことも考えられる。このようなシステムの判定可否については今後の課題である。また、今後は実際の機械装置の試験を通して明らかになる実用的な課題を抽出したい。

## 5. 結論

本研究では、射出成形機などの産業機械に、操業データを活用するスマートシステムの基礎要素を確立する手法について検討した。具体的には、DD-PID 制御手法のアプローチを基に、操業データから制御パラメータを調整する制御系を構築し、同じ運転データから機械システムの運転状態を判定する方法の構築を目的とした。

そこで、産業機械へ適用可能な、データに基づく制御パラメータをする制御系を構築した。次に、様々な環境条件を考慮できるように、観測可能な状態量を含むデータベースに手法を拡張した。最後に、これらの手法のデータベースのデータ構造を対象とした運転状態判定システムを構築した。本論文の各章の要約と結論を以下に示す。

第2章では、DD-PID 制御法のアプローチを産業機械に適用する手法を提案した。従来の DD-PID 制御法はデータの探索と制御パラメータの調整、学習による修正を制御の周期内で実施する必要があるため、産業機械のモータ駆動システムなどの高速制御周期には適用が困難であった。そこで、制御周期より遅い周期による PID パラメータ調整方法、クラスター分析法によるデータベースサイズの削減と更新方法を提案した。ここで、データベースの更新における学習タイミングは、産業機械がサイクル運転する前提に基づき、一連の動作工程ごとのオフライン学習とした。調整計算の頻度を減らすことで、非線形システムへの対応と工程全体の計算時間を削減を両立した。また、データベースのサイズを変更することなく時変システムに適合できることを明らかにした。

第3章では、環境条件や運転条件の適用範囲を広げるため、第2章の手法を拡張した。DD-PID 制御法で用いる従来の情報ベクトルは、制御システムの入出力値と目標値であり、システムが変化する状況において、適切にデータを選択するためには不十分であった。適当なデータが選択されるよう観測可能な状態量を、データベースの情報ベクトルに追加する第2章の手法を拡張する方法を提案した。複数の

動作条件があっても、データベース内の動作条件を限定せずに運用でき、制御性能が向上することを示した。また、状態量によって制御性能劣化が推測できるシステムにおいて、状態量に応じて制御パラメータを変動し、制御性能を改善することを確認した。

第4章では、DD-PID制御法の操業データを用いたシステムの運転状態判定法を提案した。まず、第3章の情報ベクトルに判定したい項目の数値を追加することで、制御と同じ操業データをそのまま使用した。産業機械のサイクル運転する前提に基づき、判定は一連の動作工程ごとに行われる。瞬時的なシステムの運転状態の判定ではなく、機械の動作条件や環境条件、故障の状況など大局的な評価が判定できる。また、判定項目の数値は、あらかじめデータベースに格納された範囲で判定されるため、判定の上下限付近において、精度低下が考えられる。データを無限範囲に変換するロジット変換を適用することで、判定精度を向上できた。機械装置のシミュレーションデータに対して、提案手法の効果を確認した。

本論文では、射出成形機などの産業機械を対象に、データを活用したスマート制御システムの基礎要素を構築した。データベース駆動型PID制御手法をベースとして、制御性能の向上とシステムの診断による、新たな価値をフィードバックする産業機械が実現可能であることが本研究により示唆された。基本的な手法の構築に注力したため、機械装置における具体的な課題、情報に絞っておらず、このままの適用では、十分な性能向上は見込めないと考えられる。今後は、より具体的な制御対象に絞ることで、特有の課題を抽出し、実際の機械装置への搭載可能な手法に発展していかなければならない。

最後に、射出成形機におけるデータを活用したスマート制御システムの展望について述べる。多品種・高品質・短納期であることが求められるプラスチック製品において、射出成形機も様々な機能が求められている。特に金型や材料変更による条件設定のたつきや原料ロットごとの違いによる成形不良などは、誰でも簡単に対応できるものではなく、熟練者の経験が求められる。データを活用したスマート

制御システムはこれらの課題を解決するものであり、今後、発展していくことが予想される。画像診断による成形品の良不良判定は個別に開発が進んでいるが、これを取り込むことで成形条件の最適化をより容易にすることができる。また、運用データの蓄積によって、データ解析に基づく機械装置の最適設計など大きな枠組みに繋がることが期待される。現在、スマート制御システム実現への第一歩を実行することができた。今後は、実用化に向けての研究を進めていきたい。



## 付録

### A スライドクランク機構システムの運動方程式

スライドクランク機構のモデルを図 A.1, パラメータを表 A.1 に示す。

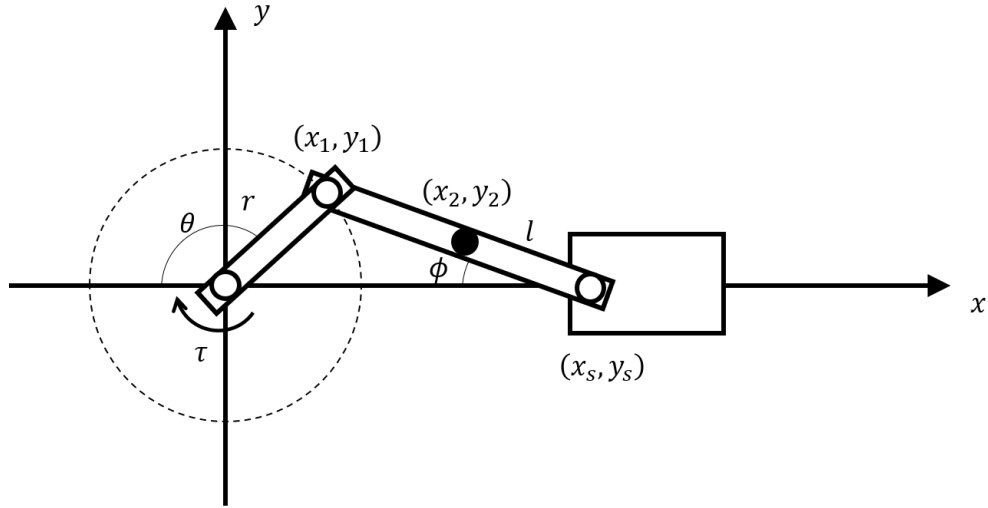


図 A.1: スライドクランク機構モデル図

クランクの角度  $\theta$ , コンロッドの角度  $\phi$  を用いて運動方程式を導出する。まず, 拘束条件を考慮しない運動方程式は以下の式で表される。

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{q}} = \mathbf{h}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \tau) = \left[ -\mu_s \dot{x}_s, 0, -\mu_s \dot{\phi}, 0, 0, \tau - \mu_c \dot{\theta}, 0, 0 \right]^T \quad (\text{A.1})$$

ここで,

$$\mathbf{M} = \text{diag}(m, m, J_2, m_2, m_2, J_1, m_1, m_1)$$

$$\mathbf{q} = [x_s, y_s, \phi, x_2, y_2, \theta, x_1, y_1]^T$$

拘束条件を考慮し, スライドの位置やコンロッドの重心, クランクの位置の  $xy$

表 A.1: スライドクランク機構モデルパラメータ

$(x_s, y_s)$	Position of slide
$(x_2, y_2)$	Position of center of gravity of connecting rod
$(x_1, y_1)$	Position of crank
$\phi$	Angle of connecting rod
$\theta$	Angle of crank
$l$	Length of connecting rod
$r$	Length of crank
$m$	Mass of slide
$m_2$	Mass of connecting rod
$m_1$	Mass of crank
$\mu_s$	Kinematic viscosity of slide
$\mu_c$	Kinematic viscosity of crank
$J_2$	Moment of inertia around the center of gravity of connecting rod
$J_1$	Moment of inertia around the axis of rotation of crank
$\tau$	Torque applied to crank

座標を  $\theta$ ,  $\phi$  を用いて表す。

$$x_s = -r \cos \theta + l \cos \phi \quad (\text{A.2})$$

$$y_s = r \sin \theta - l \sin \phi \quad (\text{A.3})$$

$$x_2 = -r \cos \theta + (l/2) \cos \phi \quad (\text{A.4})$$

$$y_2 = r \sin \theta - (l/2) \sin \phi \quad (\text{A.5})$$

$$x_1 = -r \cos \theta \quad (\text{A.6})$$

$$y_1 = r \sin \theta \quad (\text{A.7})$$

ここで、スライド位置は x 軸上を動くため、y 軸座標  $y_s$  は常に 0 となる。この拘束条件を時間微分し、一つの行列にまとめる。

$$\mathbf{C}(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & l \sin \phi & 0 & 0 & -r \sin \theta & 0 & 0 \\ 0 & 1 & l \cos \phi & 0 & 0 & -r \cos \theta & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{l}{2} \sin \phi & 1 & 0 & -r \sin \theta & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{l}{2} \cos \phi & 0 & 1 & -r \cos \theta & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -r \sin \theta & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -r \cos \theta & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{x}_s \\ \dot{y}_s \\ \dot{\phi} \\ \dot{x}_2 \\ \dot{y}_2 \\ \dot{\theta} \\ \dot{x}_1 \\ \dot{y}_1 \end{bmatrix} = 0 \quad (\text{A.8})$$

状態量  $\mathbf{q}$  を  $\theta$  のみで置き換え、 $\dot{\mathbf{q}} = \mathbf{D}(\theta)\dot{\theta}$  となる行列  $\mathbf{D}(\theta)$  を求める。

$$\mathbf{D}(\theta) = \begin{bmatrix} r \sin \theta - \frac{r^2}{g} \cos \theta \sin \theta \\ 0 \\ \frac{r}{g} \cos \theta \\ r \sin \theta - \frac{r^2}{2g} \cos \theta \sin \theta \\ \frac{r}{2} \cos \theta \\ 1 \\ r \sin \theta \\ r \cos \theta \end{bmatrix} \quad (\text{A.9})$$

ここで  $g = \sqrt{l^2 - r^2 \sin^2 \theta}$  である。拘束行列  $\mathbf{C}(\mathbf{q})$  により、拘束を含む運動方程式は以下となる。

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{q}} = \mathbf{h}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \tau) + \mathbf{C}^T(\mathbf{q})\lambda \quad (\text{A.10})$$

$\lambda$  は拘束力である。(A.10) 式の両辺に左から  $\mathbf{D}^T(\theta)$  を乗じ、(A.8) 式と  $\dot{\mathbf{q}} = \mathbf{D}(\theta)\dot{\theta}$

から以下の運動方程式が導かれる。

$$\mathbf{D}^T(\theta)\mathbf{M}\mathbf{D}(\theta)\ddot{\theta} + \mathbf{D}^T(\theta)\mathbf{M}\dot{\mathbf{D}}(\theta, \dot{\theta})\dot{\theta} = \mathbf{D}^T(\theta)h(\theta, \dot{\theta}, \tau) \quad (\text{A.11})$$

各項の詳細な式を以下に示す。

$$\begin{aligned} \mathbf{D}^T(\theta)\mathbf{M}\mathbf{D}(\theta) &= J_1 + (m + m_1 + m_2)r^2 \sin^2 \theta + (m_1 + \frac{m_2}{4})r^2 \cos \theta \\ &\quad - (2m + m_2)\frac{r^3}{g} \cos \theta \sin^2 \theta + (4m + m_2)\frac{r^4}{4g^2} \cos^2 \theta \sin^2 \theta \\ &\quad + J_2\frac{r^2}{g^2} \cos^2 \theta \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{D}^T(\theta)\mathbf{M}\dot{\mathbf{D}}(\theta, \dot{\theta}) &= -(m + \frac{5}{4}m_2)r^2 \sin \theta \cos \theta \dot{\theta} + (2m + m_2)\frac{r^3}{g} \sin^3 \theta \dot{\theta} \\ &\quad + (4m + m_2)\frac{r^4}{4g^2} \sin \theta \cos^3 \theta \dot{\theta} - (4m + m_2)\frac{r^4}{4g^2} \sin^3 \theta \cos \theta \dot{\theta} \\ &\quad - J_2\frac{r^2}{g^2} \cos \theta \sin \theta \dot{\theta} + J_2\frac{r^4}{g^4} \sin \theta \cos^3 \theta \dot{\theta} \\ &\quad - (m + m_2)\frac{r^5}{2g^3} \sin^3 \theta \cos^2 \theta \dot{\theta} + (m + m_2)\frac{r^6}{4g^4} \sin^3 \theta \cos^3 \theta \dot{\theta} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{D}^T(\theta)h(\theta, \dot{\theta}, \tau) &= \tau - \mu_c \dot{\theta} - r\mu_s \sin \theta \dot{x}_s \mu_s \frac{r^2}{g} \sin \theta \cos \theta \dot{x}_s \\ &\quad - \mu_s \frac{r^2}{g^2} \cos^2 \theta \dot{\theta} \end{aligned}$$

クランク角度，角速度に依存した系であることがわかる。

## 謝辞

本研究の遂行，論文の作成にあたり，終始丁寧なご指導とご高見を賜りました広島大学 大学院 先進理工系科学研究科 山本 透 教授に心から感謝申し上げます。JSW メカトロニクス共同研究講座の運営に関しましても，ご多忙の中，多くのプロジェクト推進にご尽力いただきました。

広島大学 大学院 先進理工系科学研究科 高木 健 教授には，本論文をまとめるにあたり，貴重なご意見・ご助言を賜りました。深く感謝致します。

広島大学 大学院 先進理工系科学研究科 和田 信敬 教授には，本研究を進めるにあたり，中間発表から論文掲載へのアドバイスを含めた視点で多くのご指導賜りました。深く感謝致します。

広島大学 大学院 先進理工系科学研究科 脇谷 伸 准教授，中本 昌由 助教，木下 拓矢助教には，本研究を進めるにあたり，大変多くのアドバイスとご協力を賜りました。深く感謝致します。

株式会社 日本製鋼所 広島製作所 射出電装部 担当部長 越智 清史 氏，同部 制御技術グループ グループマネージャー 向根 清 氏，同部 制御技術グループ 担当課長 中野 耕太郎 氏には研究のご助言を賜ったことと供に，社内で様々な形でサポート頂き，多大なるご支援を賜りました。心より感謝致します。

広島大学 大学院 先進理工系科学研究科 河野 佑 准教授には，日々のコミュニケーションや研究生活のアドバイスをいただきました。深く感謝致します。

最後に，社会人での博士課程への進学，大学出向などの取り組みに理解を示し，支えてくれた家族に心から感謝致します。

## 参考文献

- [1] 総務省統計局：労働力調査 長期時系列データ「第 12・13 回改定日本標準産業分類別就業者数」を基に作成，  
<https://www.stat.go.jp/data/roudou/longtime/03roudou.html>，(2022 年 11 月 30)
- [2] 総務省統計局：労働力調査 長期時系列データ「年齢階級（10 歳階級）別就業者数及び就業率」を基に作成，  
<https://www.stat.go.jp/data/roudou/longtime/03roudou.html>，(2022 年 11 月 30)
- [3] 西川顕二，佐野靖，河野一平：「主軸電流・電力モニタリングによる工具異常検知技術のエンドミル溝加工への適用」，精密工学学会秋季大会学術講演会講演論文集，pp. 235–236 (2021)
- [4] 山岡洋斗，桑原圭佑，東隆弘，金子修：「ホーニングマシンにおける加工物のテーパ低減を目的とした FRIT によるデータ駆動学習制御」，電機学会論文誌 C，Vol.141，No.3，pp.339–344 (2021)
- [5] 内閣府：科学技術政策 Society5.0，[https://www8.cao.go.jp/cstp/society5\\_0/index.html](https://www8.cao.go.jp/cstp/society5_0/index.html)，(2022 年 11 月 22 日)
- [6] 羽野勝之：「ICT 活用による成形セルの IoT 化」，住友重機械技報，No.203，pp.1–6 (2021)
- [7] 花山和寛，佐伯明彦，高橋将行，小末将吾：「J-Wise<sup>®</sup>-射出成形機の IoT ソリューション-」
- [8] 八木大介，中土裕樹，島田遼太郎，小林漢：「射出成形プロセス条件の最適化によるリサイクル材の成形品品質安定化」，成形加工，Vol.34，No.11，pp.419–422 (2022)
- [9] T. Yamamoto, K. Takao, and T. Yamada: “Design of a Data-Driven PID Controller”, IEEE Trans on control systems Technology, Vol. 17, No. 1, pp. 29–39 (2009)

- [10] 相馬将太郎, 金子修, 藤井隆雄:「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, Vol.17, No.12, pp.528–536 (2004)
- [11] 脇谷伸, 大西義浩, 山本透:「FRIT法を用いた非線形PID制御系の設計」, 計測と制御, Vol.52, No.10, pp.885–891 (2013)
- [12] 田坂謙一, 加納学, 小河守正, 増田土郎, 山本透:「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] S. Wakitani, T. Yamamoto, and B. Gopaluni:”Design and Application of a Database-Driven PID Controller with Data-Driven Updating Algorithm”, Industrial & Engineering Chemistry Research, Vol.58, No.26, pp.11419–11429 (2019)
- [14] J. Macqueen:”Some methods for classification and analysis of multivariate observations”, Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Vol.1, pp. 281–297 (1967)
- [15] I. Katsavounidis, C. C. J. Kuo, and Z. Zhang:”A New Initialization Technique for Generalized Lloyd Iteration”, IEEE Signal Processing Letters, Vol.1, No.10, pp.144–146 (1994)
- [16] D. Arthur, and S. Vassilvitskii:”k-means++ -The Advantages of Careful Seeding-”, Proceedings of the Eighteenth Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms, pp. 1027–1035 (2007)
- [17] J. M. Maciejowski:Predictive Control -with Constraints-, Prentice-Hall (2002)
- [18] Z. Q. Lang:”On identification of the controlled plants described by the Hammerstein system”, IEEE Transactions on Automatic Control, Vol.39, No.3, pp. 569–573 (1994)
- [19] 今井慎一・山本透:「データベースの切り替え機構を有するデータ駆動型制御系の一設計」, 電気学会論文誌 C, Vol. 133, No. 6, pp. 1096–1102 (2013)

- [20] 中西宏樹・脇谷伸・山本透:「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, Vol. 140, No. 3, pp. 289–295 (2020)
- [21] 山本透:「データ駆動型カスケード制御を核としたスマートシステムの構築」, 電気学会研究会資料, CT-18-024, pp. 87–90 (2018)
- [22] A. Stenman, F. Gustafsson, and L. Ljung: “Just in time models for dynamical systems”, Proceedings of 35th IEEE Conference on Decision and Control, pp. 1115–1120 (1996)
- [23] 藤原幸一・加納学・長谷部伸治:「相関型 Just-In-Time モデリングによるソフトセンサの設計」, 計測自動制御学会論文集, Vol. 44, No. 4, pp. 317–324 (2008)
- [24] 木下拓矢・加納晴香・山本透:「データベース駆動型ソフトセンサを用いたフィードバック制御系の一設計」, 電気学会産業応用部門大会講演論文集, pp. 49–52 (2021)
- [25] S. Wakitani, and T. Yamamoto: “Design and application of a sparse GMDH-PID controller”, International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, Vol. 36, No. 6, pp. 1353–1372 (2022)
- [26] D. Toyota, K. Nakano, K. Ochi, T. Kinoshita, S. Wakitani, and T. Yamamoto: “Design of a Practical Database-Driven PID Control System Considering State Variables”, Proceeding of the 13th Asian Control Conference, pp.1282–1285 (2022)



## 引用既発表論文

### A. 学術雑誌等掲載論文

- [1] Daisuke Toyota, Koutarou Nakano, Kiyoshi Ochi, Takuya Kinoshita, Shin Wakitani, Toru Yamamoto, “Database-Driven Practical Online Adjustment of PID Parameters”, IEEJ Transaction on Electrical and Electronic Engineering, Vol.17, No. 5, pp. 705–712, 2022
- [2] 豊田大輔, 中野耕太郎, 越智清史, 木下拓矢, 脇谷伸, 山本透, ”データベース駆動型制御のシステム状態判定”, 電気学会論文誌C, Vol.143, No.3, 2023 (掲載決定)

### B. 国際学会等講演論文

- [1] Daisuke Toyota, Koutarou Nakano, Kiyoshi Ochi, Takuya Kinoshita, Shin Wakitani, Toru Yamamoto, “Design of a Practical Database-Driven PID Control System Considering State Variables”, Proceedings of the 13th Asian Control Conference, pp. 1282–1285, 2022