

油圧ショベルとオペレータの  
適応協調制御に関する研究

(A Study on Adaptive Shared Control  
for a Hydraulic Excavator and Operators)

広島大学 先進理工系科学研究科  
スマートイノベーションプログラム  
D213585 平岡 京

2024年3月



# 目次

<b>第1章</b>	<b>序論</b>	<b>1</b>
1.1	社会背景	1
1.2	人と機械の協調関係を必要とする油圧ショベル	4
1.3	研究の主題と各章について	6
<b>第2章</b>	<b>未知むだ時間系に対する 応答予測を用いた制御系の設計</b>	<b>8</b>
2.1	緒言	8
2.2	応答予測を用いたデータベース駆動型PID制御系の設計	11
2.2.1	制御対象	11
2.2.2	データベース駆動型PID制御系	12
2.2.3	応答予測を用いたデータベースの選定	13
2.2.4	制御器のPIDゲインオンライン調整	19
2.3	数値シミュレーション	20
2.3.1	データベースの構築と選択	21
2.3.2	制御結果	26
2.4	実機検証	30
2.4.1	検証条件	30
2.4.2	応答予測を用いた制御系の設計	32
2.4.3	検証結果	33
2.5	結言	37
<b>第3章</b>	<b>人の操作を考慮した 操作支援制御系の設計</b>	<b>38</b>
3.1	緒言	38
3.2	人の操作情報を考慮した制御系の設計	40
3.2.1	制御則	41
3.2.2	人の操作に応じた制御ゲインの調整	42
3.3	検証	46
3.3.1	検証条件	46
3.3.2	人の操作情報を考慮したデータベースの構築	50

3.3.3	制御結果.....	52
3.4	結言.....	56
<b>第4章</b>	<b>人と機械の協調制御系における 操作支援度の設計</b>	<b>57</b>
4.1	緒言.....	57
4.2	人と機械の適応協調制御系の設計.....	59
4.2.1	コントローラの制御則.....	60
4.2.2	Shared Management による操作支援度の算出.....	61
4.3	検証.....	64
4.3.1	検証条件.....	64
4.3.2	結果.....	67
4.4	データベース駆動型制御による検証.....	74
4.4.1	データベースを用いた制御ゲインの調整.....	75
4.4.2	結果.....	78
4.5	結言.....	84
<b>第5章</b>	<b>結論</b>	<b>85</b>
	<b>参考文献</b>	<b>89</b>
	<b>付録</b>	<b>93</b>
	<b>引用既発表論文</b>	<b>96</b>
	<b>その他既発表論文</b>	<b>97</b>
	<b>謝辞</b>	<b>98</b>

# 第1章 序論

## 1.1 社会背景

近年、人類は貧困や飢餓、エネルギー問題や気候変動問題など、数多くの課題に直面している [1]。これら社会課題を解決するため、2030年を達成年限とし、「誰一人取り残さない」持続可能な世界の実現に向けた国際目標として Sustainable Development Goals (SDGs) が掲げられており、これを達成するために様々な取り組みが行われている。例えば、アメリカとカリブ海諸国は気候危機に対するパートナーシップを結び、重要インフラや地域経済のレジリエンスを構築している [2]。また、欧州ではEU加盟国が2050年の気候中立達成を目標としたグリーンディールを始め、様々な政策に取り組んでいる [3]。一方、Fig.1.1 に示すように、日本においてはSDGsを実現する柱として Society5.0 に取組まれており、これはサイバー空間（仮想空間）とフィジカル空間（現実空間）を組み合わせたシステムを用いることで、社会の課題を解決するとともに発展も促す、Fig.1.2 に示す人間中心の社会であると述べられている [4]。このような社会の実現には、Internet of Things (IoT) や Information and Communication Technology (ICT) といった通信ネットワーク、ビッグデータや人工知能のような新たな科学技術が必要である。これらの技術は、社会に大きな影響を及ぼすものであり、その活用は成長戦略に基づきモビリティ、金融、農林水産業等の様々な分野で検討されている [5]。なかでも、建設業界ではデータとデジタル技術を活用した ICT 施工による施策 “i-Construction” が、社会課題となっている労働人口減少への対策として推奨している [6]。さらに、国土交通省が提示するロードマップには、Society5.0 を支えるインフラマネジメントシステムの構築、新 3K(給与が良い、休暇がとれる、希望がもてる) の魅力ある現場を実現することが述べられている。現在、建設

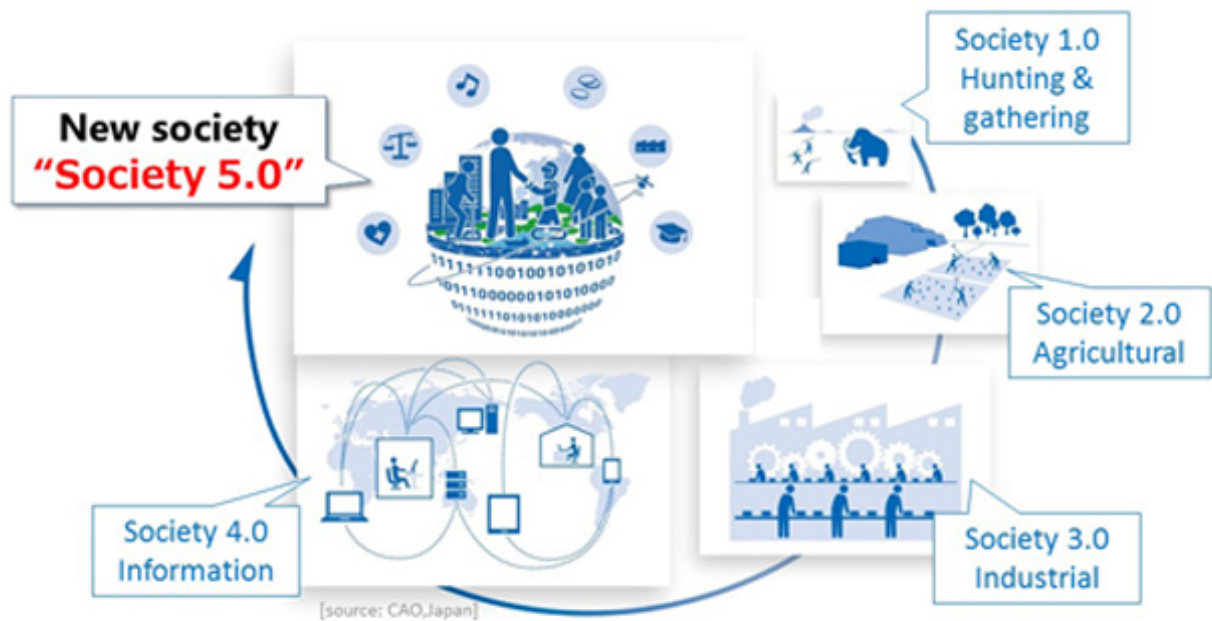


Fig. 1.1: New society “Society 5.0”.[4]

機械においては、データを用いることで人の操作を自動化、または半自動化することで作業を簡易化し、建設現場の生産性を高めている。例えば、様々な建設現場で使用されている油圧ショベルにおいては、現場における設計図面データと GPS によるアタッチメントの位置データを基にした ICT 建機が研究・開発されている。これにより、作業効率が人に依存せず、初心者でも作業を正確に行うことが可能となり、作業現場がスマートになることで魅力ある建設現場が実現することができる。その結果、建設業界に対する認識を変えることで就業者の増加、定着を狙っている。

しかし、現状ではこのような ICT 建機を活用し、すべての建設現場において作業の簡易化を行うことは困難である。これは油圧ショベルの作業は多岐にわたり、その工程も複雑であるため、全ての作業を自動化、半自動化することが難しいためである。また、作業により油圧ショベルの特性も変わるため、この場合にも効率よく作業が行える技術が必要である。さらに、これらの自動化、半自動化機能はコントローラによる介入が常に一定であり、人に応じた調整がなされていないことから、自身の操作で作業しているという自己効力感が損なわれ

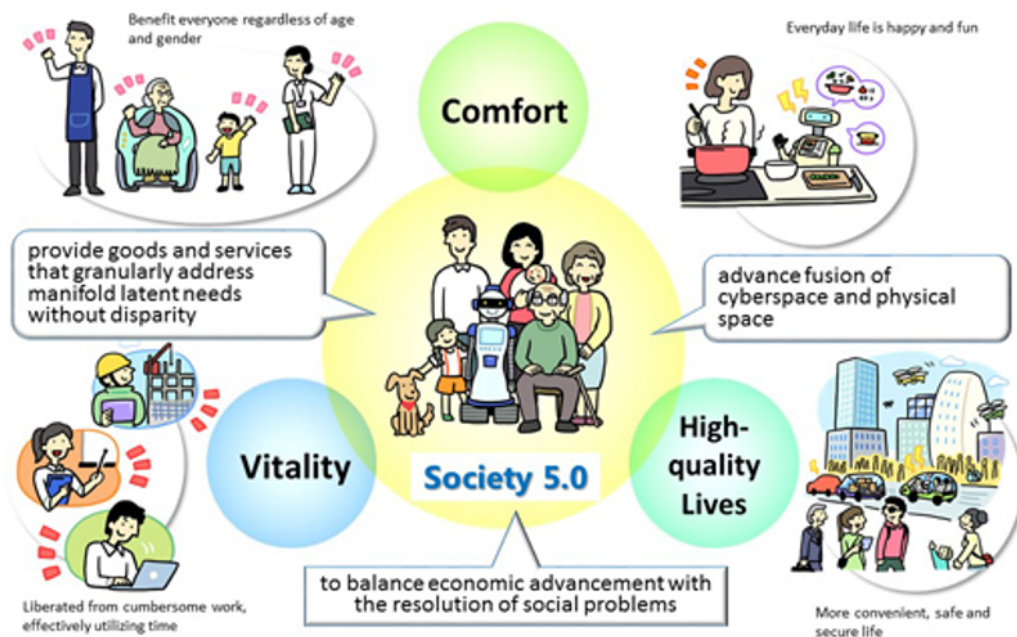


Fig. 1.2: Society 5.0 Will Bring About a Human-centered Society.[4]

る可能性がある [7]。内発的動機であるモチベーションの維持には、人が有能感や効力感を体験するだけでなく、自分の行動が自己決定的であることを体験しなければならないと述べられており、モチベーションが高い人と、単に外部からコントロールされている人とを考察すると、前者の方が高いパフォーマンス、持続性、創造性の向上、活力の高まり、自尊心、幸福感としてその効果が現れるとされている [8]-[12]。加えて、行動中の有能感をもたらすフィードバック、コミュニケーション、報酬などの出来事は、その行動に対するモチベーション向上が見込まれると述べられており、最適な課題、効果をもたらすフィードバックなどはモチベーション向上を促進することがわかっている。例えば、肯定的なパフォーマンス・フィードバックは内発的動機を高め、否定的なパフォーマンス・フィードバックは内発的動機を低下させることが示されている [13]。一方で、Society 5.0 として目指す社会は、ICT の浸透によって人々の生活をあらゆる面でより良い方向に変化させる情報活用により、「直面する脅威や先の見えない不確実な状況に対し、持続可能性と強靱性を備え、国民の安全と安心を確保するとともに、一人ひとりが多様な幸せ (well-being) を実現できる社会」であることが科学

技術・イノベーション基本計画で宣言されており、建設機械の作業効率向上だけでなく、人にも着目しなければならない。したがって、仕事に対するモチベーション維持に繋げるためにも、また、誰一人取り残さない建設現場を構築するためにも、自身の判断に基づき操作し、優れた作業を行える、人と機械が協調する操作支援システムが必要と考える。

## 1.2 人と機械の協調関係を必要とする油圧ショベル

油圧ショベルは、構造物や土石など様々なものを作業対象としており、同様の環境で作業を行うことは少ない。そのため、作業内容に対して適切な操作が異なり、油圧ショベルのシステム特性もそれに依りて変化することが一般的である。システム特性を表すパラメータはいくつかあるが、そのひとつであるむだ時間が存在する系は制御が難しいと言われている。また、作業内容に応じてむだ時間は変動し、未知であることが多いため、より制御を難しくしている。ここで、制御対象の環境変化に対応し、制御器を設計する手法としてデータベース駆動型制御が提案されている。しかし、油圧ショベルのようにむだ時間が存在し、それが未知であるシステムに対してこの手法においても、設計した制御性能を得ることは簡単ではない。さらに、油圧ショベルは一般的にブーム、アーム、バケットのアタッチメントによって構成されており、オペレータはシートの左右に配置された操縦レバーを操作することで、複雑な作業を行う必要がある。このとき、アタッチメントの動作は非線形性を示し、左右のレバーを複合的に操作した入力によりアタッチメントが動作するが、アタッチメントの動作に対して左右のレバーそれぞれの入力が干渉するようになっている。そのため、現在の3DMC機能を持つ油圧ショベルのようにアームを人が操作し、その他のアタッチメントをコントローラで操作する場合にはこの干渉を考慮しなければ設計通りの応答を示す作業を実現できない可能性がある。加えて、Fig. 1.3に示すように人と機械が協調する操作支援システムを検討する場合、オペレータの技量に応じて必要となる操作支援量も異なることが考えられる。具体的には、操作技量が高い人は支援量が少なく、低い人は支援量が多くなることが想定される。



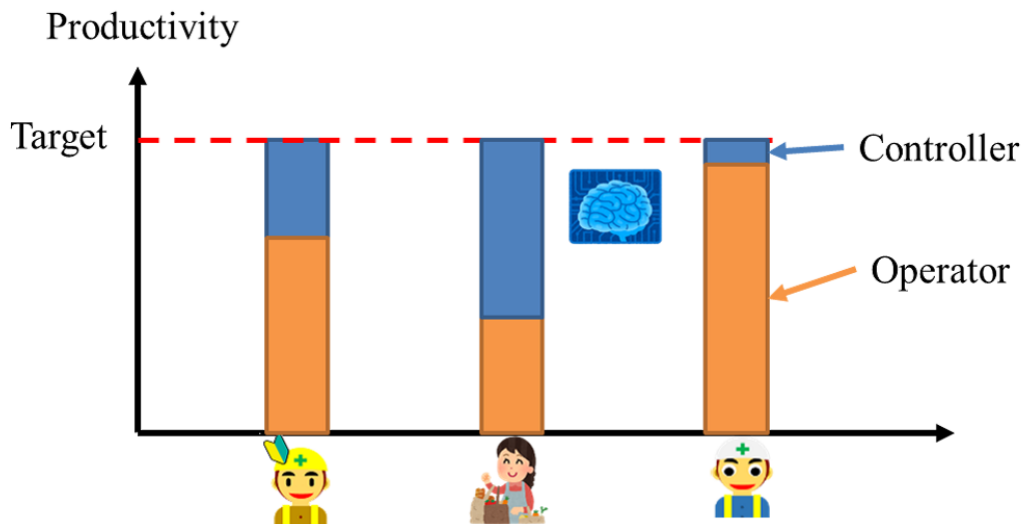


Fig. 1.3: Schematic of assistance appropriate to the skills of each construction worker.

そこで，人に応じて操作支援量を調整できることができれば，オペレータは自分の判断で操作しつつ作業を行うことができるため，働くことへのモチベーションも損なわずにできると考えられる。このような内容に関する油圧ショベルにおける研究は，これまで著者が調査した限りでは行われていない。以上より，油圧ショベルにおいて，多様なオペレータの操作支援制御系を構築するには，以下に挙げる課題の解決を実施する必要がある。

- (i) 未知むだ時間に応じた制御系の構築
- (ii) 人の操作入力と協調する制御器の設計
- (iii) オペレータに応じた操作支援量の調整

そこで，油圧ショベルとオペレータが協調する制御系において，未知むだ時間，オペレータ操作入力のアタッチメント動作への干渉量変化に対応する制御系，作業データに基づくオペレータ操作支援量の自動調整機能を構築し，上記の課題に対する効果を実機実験を通して制御性能や作業性で評価することを主題とする。

## 1.3 研究の主題と各章について

本論文では、未知むだ時間、人の操作に起因する出力干渉に対応した制御系の設計と、作業データに基づきコントローラによる操作介入の度合いを自動調整する制御系を制御対象を油圧ショベルとして提案する。本論文は以下の内容で構成される。

第1章では、人間中心の新しい社会に向けた取り組みとして、建設現場における施策と油圧ショベルの操作支援制御に関する研究事例を説明する。また、主題としている人とコントローラの協調制御系の必要性について述べる。

第2章では、応答予測手法による未知むだ時間に対する制御系設計を提案する。油圧ショベルは作業により操作入力に変化し、システム特性の一つであるむだ時間も変動することが知られているため、このようなむだ時間の変動に対処できる制御器の設計が求められる。まず、入出力データを取得、参照モデルのむだ時間を複数設定し、それぞれのむだ時間に応じて制御パラメータを学習させたデータベースを構築する。また、それらのデータベースを実機に適用した場合の応答を予測、その結果を用いることで適したデータベースを選択する。さらに、これらの提案法の有効性をシミュレーションと実機にて検証する。

第3章では、油圧ショベルにおける人の操作入力による影響を考慮した操作支援制御系設計について提案する。油圧ショベルは限られた作動油をそれぞれのアタッチメントに分配するため、油圧干渉と呼ばれる作動油の取り合いが生じ、動作に干渉が生じる。そこで、この出力干渉に対応した制御系設計を行う。具体的には、人の操作とそれに起因する観測可能なシステムの内部状態量もデータとして取り込むことで、人の操作に起因する情報を積極的に制御器設計に取り込む。さらに、人の操作情報を用いない場合と提案法による結果の比較を行い、その結果に対する考察を実施する。

第4章では、油圧ショベルの協調制御系における操作支援度の設計について提案する。人それぞれの操作支援度を算出するには人のモデル化が必要と考えられるが、人の行動は複雑であり、モデルを用いて表現することは容易ではない。そこで、作業データを用いて人とコ

ントローラの協調制御系から導出される一般化出力を定義，算出し，これが油圧ショベルの出力と等価になるように調整することで，操作支援度を自動算出する。さらに，実機において提案法による結果の考察を実施する。

第5章では，本論文のまとめを行い，油圧ショベルにおける人とコントローラの協調制御系の重要性，および人の成長も考慮したこれからの研究方針について述べる。

## 第2章 未知むだ時間系に対する

# 応答予測を用いた制御系の設計

### 2.1 緒言

油圧ショベルは掘削や積込といった土木作業や、ビルの解体や林業等、様々な環境における作業に用いられる。また、掘削にも種類があり、それぞれの建設現場で求められている作業を行うため、油圧ショベルの操作入力を適宜変更する必要がある。Fig. 2.1 に示すような掘削は積込掘削作業と呼ばれ、ダンプトラックの荷台へ手早く掘削した土を積み込む作業であり、ダンプトラックを効率よく稼働させるため、掘削動作時の作業速度、生産性が求められる。Fig. 2.2 に示すような掘削は枡掘り作業と呼ばれ、例えば地中に排水管等を埋める為に決められた形状で掘削するため、掘削動作時には施工面を精度良く成形することが求められる。この様に、油圧ショベルの操作は多岐にわたり、その操作入力の変化によりシステム特性のひとつであるむだ時間は大きく変動し、また未知であることが多い。そのため、この未知むだ時間に対応できなければ生産性の高い作業を行えない可能性がある。

むだ時間が存在するシステムを制御するために有効な手法として、スミス法 [14] や状態予測制御 [15] などが挙げられる。これらの手法は対象を数理モデルで表現し、むだ時間後の出力を予測し、その信号を活用してコントローラの設計を行う。しかし、油圧ショベルは複雑なシステムであり、数理モデルとして表現することは困難であるため、これらの手法の適用は難しい。一方、近年の IoT、デジタル技術の発達などにより、多大なデータを蓄積、解析することができるようになった。そのため、制御工学の領域においては、取得したデータを



Fig. 2.1: Heavy load excavation.

用いて制御器を設計する手法が様々提案されている [16]-[18]。これらの設計法は、得られたデータを直接活用することで、制御する対象を表すモデルを構築せずに制御器を設計することができる利点がある。これらデータ駆動型制御において、非線形性を有する制御対象に対して有効性が示されている一つの設計法としてデータベースを用いた制御系が取組まれている [19]。これは、制御対象が置かれている環境や動作している作業条件において得られたデータと、それに対応した制御器のパラメータを一緒に保存することで、過去に得られた知見を蓄積し、状況に応じてその知見を活用する制御手法であり、予め得られた実験データを用いて構築されたデータベースと制御対象の動作情報に基づいてPIDゲインを算出する。さらに、Fictitious Reference Iterative Tuning (FRIT) 法 [20, 21] を用いて、データベース内のPIDゲインをオフラインで調整する方法も提案されている [22]。油圧ショベルを対象とした先行研究では、このデータベース駆動型制御によって掘削作業を支援する制御 [23] も提案されており、この手法により油圧ショベルは油圧特性や作業環境による非線形性に対しても、所望の制御



Fig. 2.2: Accurate excavation.

性能が得ることができる。しかし、むだ時間は既知として取り扱われており、未知な場合には所望の制御性能とならない可能性がある。したがって、所望の応答を得るためにはむだ時間を推定し、所望の制御性能を満足する制御系の構築が求められる。

一方、制御器を調整した後の応答を確認する手段として、実験データを用いた応答予測手法が提案されている [24]。この手法で用いられているデータを活用した応答予測法では、Finite Impulse Response (FIR) フィルタを用いて、事前に取得したデータから応答を予測する。予め実験を行い、そこで得られたデータを使うことで制御パラメータを更新し、その制御パラメータによる出力の変化を確認することでむだ時間や適切な立ち上がり性能を適用前に検証することができる。また、事前に調整された制御パラメータが設定された制御器による応答を確認することができるため、予期せぬ挙動とならないよう制御器を設計することができ、油圧ショベルの制御を行う上で重要な安全性確保にも繋がる。

本章では、応答予測法を用いたデータベース駆動型 PID 制御系の設計を構築する。具体的

には、まず、参照モデルの設計に必要なむだ時間、立ち上がり時間を事前に設定し、これらの設定において制御パラメータを調整したデータベースを複数個準備する。次に、構築したデータベースに対してデータ駆動型応答予測法を適用し、適応度を用いて評価を行い適切なデータベースを選定する。これにより、制御対象のむだ時間推定と、コントローラと制御対象から構成される閉ループ系における適切な立ち上がり時間を選定することができる。また、データベース内の PID ゲインの学習には制御パラメータの大域的探索が必要があり、探索法が複数あるなかで Nelder-Mead 法 [25] を適用する。最後に数値シミュレーションおよび実機実装による検証により、その効果を確認する。

## 2.2 応答予測を用いたデータベース駆動型 PID 制御系の設計

本章では、データベース駆動型制御により PID ゲインを設計し、応答予測によりむだ時間の推定と同時に適切な立ち上がり時間で学習されたデータベースを選定することとする。手順としては、(i) 学習の基となる初期データベースを構築、(ii) それぞれの参照モデルに必要なむだ時間、立ち上がり時間の設定に応じた FRIT 法を用いたデータベースを構築、(iii) 応答予測法により算出される適応度によるデータベースの選定 (iv) 更新済みデータベースの実装、PID ゲインのオンライン調整といった順序で設計される。

### 2.2.1 制御対象

以下に示す離散時間非線形システムを制御対象とする。

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

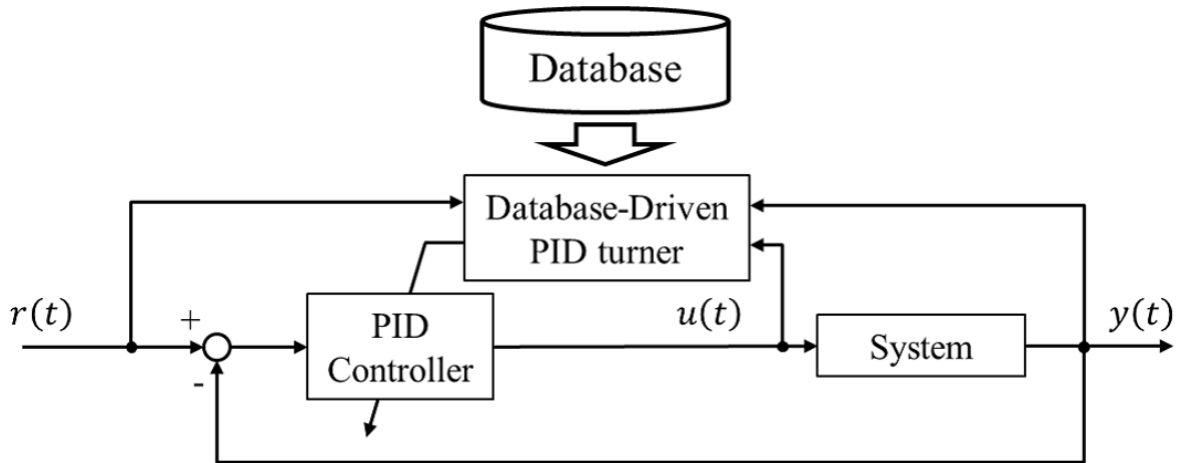


Fig. 2.3: Block diagram of the database-driven PID control system.

ここで、システム出力は  $y(t)$ 、 $f(\cdot)$  は非線形を示す関数である。また、過去のデータを蓄積する情報ベクトルを  $\phi(t-1)$  とし、以下のように表される。

$$\begin{aligned} \phi(t-1) := & [y(t-1), \dots, y(t-n_y), \\ & u(t-1), \dots, u(t-n_u)] \end{aligned} \quad (2.2)$$

制御入力  $u(t)$ 、システム出力  $y(t)$ 、制御入力  $u(t)$  の次数は  $n_y$  と  $n_u$  として表す。

## 2.2.2 データベース駆動型 PID 制御系

データベース駆動型 PID 制御系の構成図を Fig. 2.3 に示す。この制御系は、制御対象から所望の制御性能を得るため PID 制御器を用いる。また、この PID 制御器は構築されたデータベースを活用して PID ゲインを算出する機構をもっている。

以下に示す速度型 I-PD 制御則を制御則として用いる。

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

ここで、 $\Delta$  は  $\Delta := 1 - z^{-1}$  で表される差分演算子であり、演算子  $z^{-1}$  は  $z^{-1}y(t) = y(t-1)$  となる



時間遅れ作用を持つ。また、(2.3)式において  $K_P(t), K_I(t), K_D(t)$  は比例ゲイン、積分ゲイン、微分ゲインの各時刻における値を示す。さらに、目標値  $r(t)$  に対する誤差を  $e(t)$  とし、以下の式で表す。

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

### 2.2.3 応答予測を用いたデータベースの選定

本章では、データベースのPIDゲインの更新をFRIT法を用いて行う。FRIT法は事前取得したデータにより制御器のパラメータを調整する手法であり、制御対象のモデル化を必要とせず制御器の設計ができる。この手法によりPIDゲインを学習し、データベースの構築には事前に参照モデルのむだ時間を定義しなければならない。しかし、参照モデルのむだ時間は制御対象が有する値にしなければならず、これは未知なことが多い。また、誤った設定を行ってしまうと設計した性能が得られず、予期せぬ挙動を示す際には事故へ繋がることも考えられる。そこで、Fig. 2.4に示すように参照モデル  $G_m(z^{-1})$  のむだ時間を複数設定、それぞれに対応したデータベースを構築し、参照モデルによる出力と応答予測法による出力の誤差を評価することで、むだ時間を推定する。さらに、むだ時間だけでなく立ち上がり性能も変化させて評価することで、制御対象に適したデータベースを選定する。これらのデータベースのPIDゲインの更新には、複数のデータベースを対象に大域的に解を探索する必要がある。その探索法のひとつであるNelder-Mead法を用いてデータベースを構築する。これによって、文献[22]における勾配法の課題である、局所解への収束を防ぐ。また、従来法で使用している勾配法は設計パラメータの学習係数を調整する必要がある。一方で、Nelder-Mead法は設計パラメータに推奨値があり、その決定には試行錯誤を要しないという利点もある。なお、本章ではNelder-Mead法を使用するが、遺伝的アルゴリズム[26]やCMA-ES[27]などの最適化手法を用いてPIDゲインを更新してもよい。

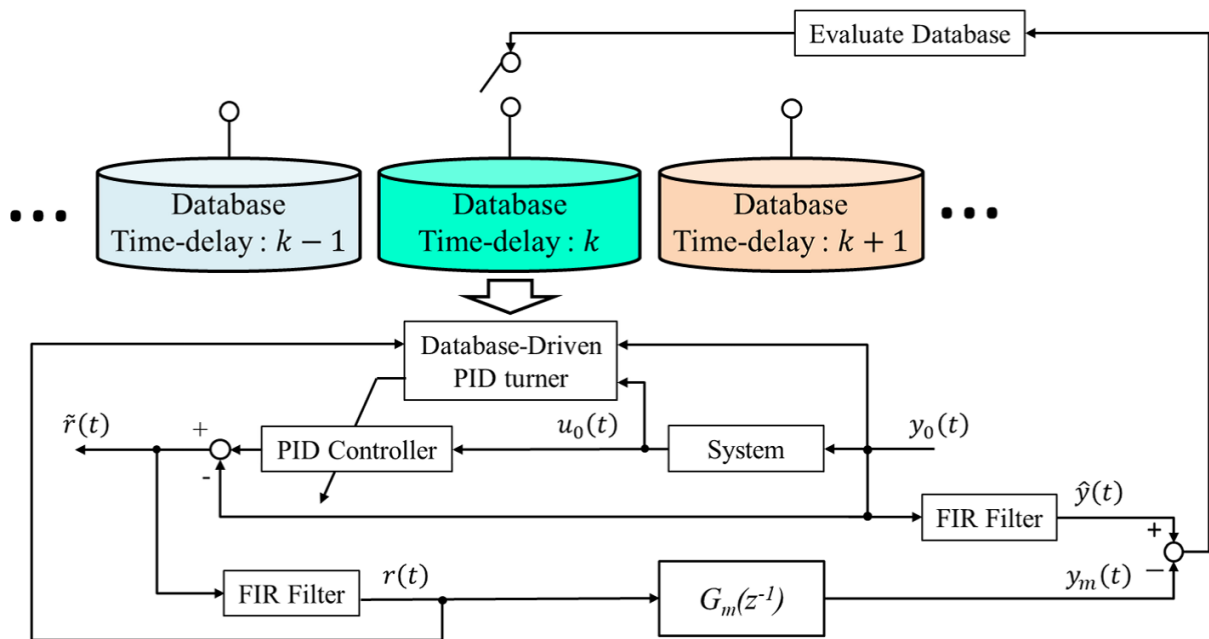


Fig. 2.4: Selection of database using response prediction.

したがって、参照モデルのむだ時間と立ち上がり時間を変化させて構築した複数のデータベースに対して応答予測法を適用することで、むだ時間の推定とそれに適した立ち上がり性能を有するデータベースの選定が可能となる。以下に、具体的な設計手順を示す。

#### [step1] 初期データベースの構築

初期データベースを構築するため、固定のPIDゲインを用いて実験データを得る。取得した実験データから、各制御時刻での目標値  $r(t)$ 、制御器の入力  $u_0(t)$ 、制御対象の出力  $y_0(t)$  と固定PIDゲインをセットとして、データベースに蓄積する。このときのデータベースに蓄積するデータは以下の通りである。

$$\Phi(j) := [\bar{\phi}(j), \mathbf{K}(j)] \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (2.5)$$

$N$  はデータセットの総数を示す。また、 $\bar{\phi}(j)$  と  $\mathbf{K}(j)$  は (2.6) および (2.7) 式により表される。

$$\bar{\phi}(t) := [r(t+1), r(t), y_0(t), \dots, y_0(t-n_y+1), \\ u_0(t-1), \dots, u_0(t-n_u+1)] \quad (2.6)$$

$$\mathbf{K}(t) = [K_P(t), K_I(t), K_D(t)] \quad (2.7)$$

### [step2] データベースの PID ゲイン更新

FRIT 法を用いてデータベースの構築を行い、所望の制御性能を得ることを考える。FRIT 法は、1 回の実験によって取得した入出力データ  $u_0(t), y_0(t)$ 、また入出力データから計算される擬似参照入力  $\tilde{r}(t)$  を用いて制御器の制御パラメータを調整する方法である。擬似参照入力  $\tilde{r}(t)$  は (2.3) 式の I-PD 制御則と実験データより、以下の式で表される。

$$\tilde{r}(t) = y_0(t) + \frac{\Delta}{K_I} \{u_0(t) + K_P y_0(t) + K_D \Delta y_0(t)\} \quad (2.8)$$

本章における FRIT 法による PID ゲイン更新においては、次式で評価関数  $J$  を設定し、PID ゲインの更新はこの評価関数が最小となるよう行う。

$$J(\mathbf{K}(t)) = \{y_0(t) - y_r(t)\}^2 \quad (2.9)$$

ここで、擬似参照入力  $\tilde{r}(t)$  に対する参照モデルの出力は  $y_r(t) (= G_m(z^{-1})\tilde{r}(t))$  であり、参照モデル  $G_m(z^{-1})$  は以下の通りである。

$$G_m(z^{-1}) = \frac{z^{-(d+1)}P(1)}{P(z^{-1})} \quad (2.10)$$

なお  $P(z^{-1})$  は参照モデルの特性多項式であり、次式で表される [28, 29]。また、 $d$  はむだ時間

を表している。

$$P(z^{-1}) = 1 + p_1 z^{-1} + p_2 z^{-2} \quad (2.11)$$

$$\left. \begin{aligned} p_1 &= -2 \exp\left(-\frac{\rho}{2\mu}\right) \cos\left(\frac{\sqrt{4\mu-1}}{2\mu}\rho\right) \\ p_2 &= \exp\left(-\frac{\rho}{\mu}\right) \\ \rho &:= T_s/\sigma \\ \mu &:= 0.25(1-\delta) + 0.51\delta \end{aligned} \right\} \quad (2.12)$$

$T_s$  はサンプリング時間,  $\sigma, \delta$  はそれぞれ立ち上がり特性, 減衰特性を示しており, 設計者が制御対象の所望の応答に合わせて任意に設定する。具体的には,  $\sigma$  は制御系の出力が目標値の約 60% に到達するまでの時間を示しており,  $\delta$  は  $0 \leq \delta \leq 2$  の間で設定することが望まれる [30]。参照モデル出力  $y_r(t)$  は, 擬似参照入力  $\tilde{r}(t)$  を参照モデル  $G_m(z^{-1})$  に入力することで得られ, 以下の式で表される。

$$y_r(t) = P(1)\tilde{r}(t-d-1) - p_1 y_r(t-1) - p_2 y_r(t-2) \quad (2.13)$$

Nelder-Mead 法を用いて (2.9) 式を最小化し, 設計者によってされた参照モデルの応答を示す PID ゲインを探索する。Nelder-Mead 法は大域的探索法のひとつであり, 制約のない評価関数の最小化に広く用いられている直接探索法である。Nelder-Mead 法については付録を参照されたい。なお, 反射, 拡大, 収縮, 縮小で使用する設計パラメータとなる各係数としては  $\alpha = 1, \beta = 2, \gamma = 0.5, \delta = 0.5$  が推奨されており, 本章でもこの値を採用する [31]。また, PID ゲインはそれぞれのゲインに意味があり, この性質を保持するため, PID ゲイン更新時に負となることがあれば制約を設けて探索を行う必要がある。さらに, むだ時間  $d$  と立ち上がり時間  $\sigma$  を複数設定し, それぞれの組み合わせでの参照モデルで PID ゲインの調整を行うことで, デー

データベースを複数個構築する。

[step3] 応答予測によるデータベース選択

構築されたデータベースそれぞれを用いて、予測される出力  $\hat{y}(t)$  を得る。応答予測には先行研究 [24] と同様に、(2.8) 式の擬似参照入力  $\tilde{r}(t)$  を利用し、この擬似参照入力を目標値に変換する参照入力フィルタ  $F(z^{-1})$  を用いる。

$$r(t) = F(z^{-1})\tilde{r}(t) \quad (2.14)$$

実験時に得られた出力  $y_0(t)$  にこの参照入力フィルタ  $F(z^{-1})$  を施したものを  $\hat{y}(t)$  とする。

$$\hat{y}(t) = F(z^{-1})y_0(t) \quad (2.15)$$

参照入力フィルタ  $F(z^{-1})$  は、以下の FIR フィルタで設計する。

$$F(z) = f_0 + f_1z^{-1} + f_2z^{-2} + \cdots + f_{N-1}z^{-N+1} \quad (2.16)$$

さらに、 $N$  は実験時に得られた出力  $y_0(t)$  のデータ長さであり、 $f_0 \sim f_{N-1}$  は、次のベクトル  $\mathbf{f} \in \mathbb{R}^N$  として示される。

$$\mathbf{f} = \begin{bmatrix} f_0 & f_1 & f_2 & \cdots & f_{N-1} \end{bmatrix}^T \quad (2.17)$$

したがって、 $\mathbf{f}$  は次式により求めることができ、(2.15) 式に代入することで、予測出力デー

タ  $\hat{y}(t)$  が得られる。

$$\mathbf{f} = \tilde{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{r} \quad (2.18)$$

ただし,  $\tilde{\mathbf{R}} \in \mathbb{R}^{N \times N}$  および  $\mathbf{r} \in \mathbb{R}^N$  は, 次のように定義される。

$$\tilde{\mathbf{R}} = \begin{bmatrix} \tilde{r}(0) & 0 & \cdots & 0 \\ \tilde{r}(1) & \tilde{r}(0) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{r}(N-1) & \tilde{r}(N-2) & \cdots & \tilde{r}(0) \end{bmatrix} \quad (2.19)$$

$$\mathbf{r} = \begin{bmatrix} r(0) & r(1) & r(2) & \cdots & r(N-1) \end{bmatrix}^T \quad (2.20)$$

なお,  $\tilde{r}(t) = 0$  となる状況においては, 逆行列が存在せず応答予測を行うことができなくなるため, 実験データは  $y(t) \neq 0$  または  $u(t) \neq 0$  となる時刻におけるデータを用いる。また, 以下の式により適応度  $E$  を算出し, それぞれのデータベースにおける評価を行う。

$$E(j) := \frac{1}{1 + \frac{1}{N} \sum_t \epsilon^2(t)} \quad j = 1, 2, \dots, N_0 \quad (2.21)$$

$$\epsilon(t) = \hat{y}(t) - y_m(t) \quad (2.22)$$

ここで,  $N_s$  は実験データのサンプル数,  $N_0$  は事前に参照モデルのむだ時間, 立ち上がり時間を設定し, 構築したデータベースの総数, 目標値  $r(t)$  に対する参照モデル出力  $y_m(t)$  は以下の通りである。

$$y_m(t) = P(1)r(t-d-1) - p_1y_m(t-1) - p_2y_m(t-2) \quad (2.23)$$

適応度を用いて、構築したそれぞれのデータベースを評価することで、参照モデルに設定した所望の応答との差異を算出し、むだ時間の推定が可能となる。また、同時に立ち上がり時間も評価することで、制御対象の非線形性に対して設計した制御性能を実現する制御パラメータを決定することができ、適したデータベースを選定することができる。なお、参照モデルの出力と予測出力の情報を (2.21) 式により誤差の評価を行うため、例えばむだ時間が大きな値をとる制御対象に対しては、PID 制御器を用いていることが要因で、立ち上がり時間も同様に大きくなるデータベースが選定され、目標値への収束時間が掛かることも考えられる。高次の制御器を用いることで、この課題は解決することができる。

## 2.2.4 制御器の PID ゲインオンライン調整

制御器の PID ゲインの調整を、選定されたデータベースを用いて行う。ここで、制御対象の現在の状態を表す情報ベクトル  $\bar{\phi}(t)$  をクエリと定義する。このクエリ  $\bar{\phi}(t)$  とデータベースに蓄積されている情報ベクトル  $\bar{\phi}(j)$  の距離を以下に示す重み付き  $L_1$  ノルムにより求める。

$$d_{is}(\bar{\phi}(t), \bar{\phi}(j)) = \sum_{l=1}^{n_y+n_u+1} \left| \frac{\bar{\phi}_l(t) - \bar{\phi}_l(j)}{\max \bar{\phi}_l(m) - \min \bar{\phi}_l(m)} \right| \quad (2.24)$$

$$j = 1, 2, \dots, N_e$$

ここで、式 (2.24) の  $\bar{\phi}_l(j)$  はデータベースにおける  $j$  番目の情報ベクトルの  $l$  番目を示しており、 $\bar{\phi}_l(t)$  はクエリの  $l$  番目を示している。さらに、 $\max \bar{\phi}_l(m)$  および  $\min \bar{\phi}_l(m)$  はデータベースにおける  $l$  番目の中での最大値と最小値を表している。また、(2.24) 式より求められた距離

$d_{is}$  が近いものから  $N_e$  組のデータセットを近傍データとして定義する。これらの近傍データから、以下の式で与えられる重み付き局所線形平均法 (Linearly Weight Average : LWA) [32] により、ある時刻  $t$  における PID ゲイン  $\mathbf{K}(t)$  を算出する。

$$\mathbf{K}(t) = \sum_{i=1}^{N_e} w_i \mathbf{K}(i), \quad \sum_{i=1}^{N_e} w_i = 1 \quad (2.25)$$

$w_i$  は算出された近傍データのうち、式 (2.24) の  $d_{is}$  の値が小さい方から数えて  $i$  番目の情報ベクトルに含まれる  $\mathbf{K}(i)$  に対する重みであり、以下の式で与えられる。

$$w_i = \frac{\exp(-d_{is}(i))}{\sum_{i=1}^{N_e} \exp(-d_{is}(i))} \quad (2.26)$$

以上により、現在の制御対象の状態に応じて構築したデータベースから類似したデータが抽出されることで、その動作点だけでなく、近い状態を示す情報も考慮して PID ゲインが調整される。

## 2.3 数値シミュレーション

まず、数値シミュレーションでの検証を行い、提案法の有効性を確認する。

ここでは、以下の式で与えられる Hammerstein モデルを制御の対象とする。

$$\left. \begin{aligned} y(t) &= 0.6y(t-1) - 0.1y(t-2) \\ &\quad + 1.2x(t-d-1) - 0.1x(t-d-2) \\ x(t) &= 1.5u(t) - 1.5u^2(t) + 1.5u^3(t) \end{aligned} \right\} \quad (2.27)$$

ここで、むだ時間は  $d = 1$  を使用した。また、式 (2.27) から算出される Hammerstein モデルの静特性を Fig. 2.5 に示す。なお、Fig. 2.5 に示す入力  $\bar{u}$  と出力  $\bar{y}$  は、それぞれ十分に時間が経過した後の値である。



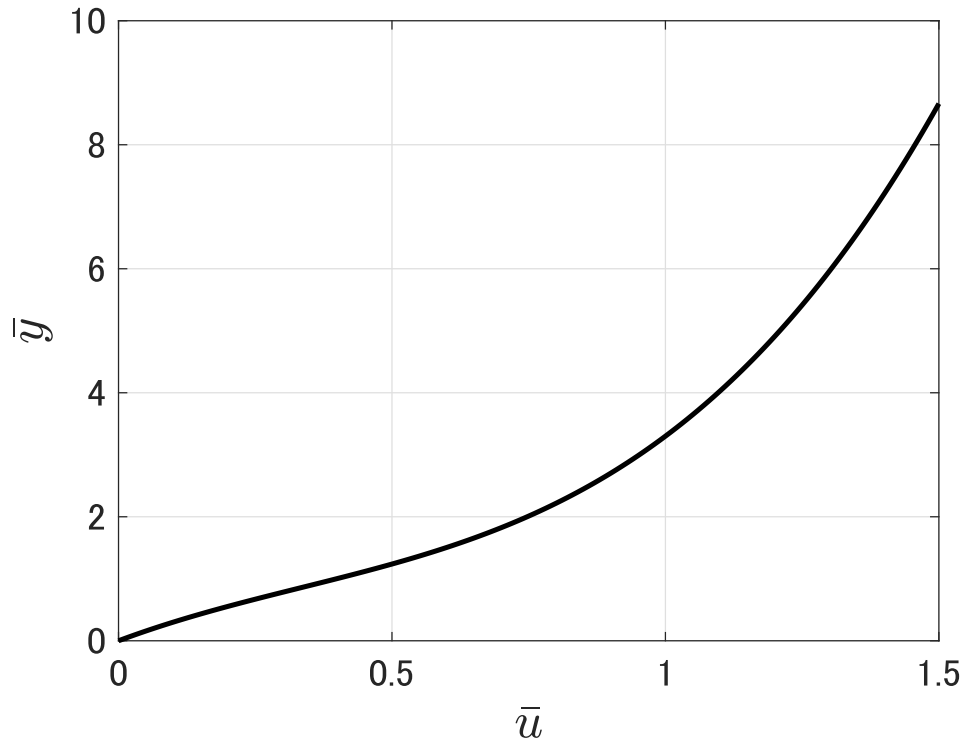


Fig. 2.5: Static property of the Hammerstein model.

### 2.3.1 データベースの構築と選択

データベースに蓄積する実験データを得るため、Chien, Hrones & Reswick(CHR)法[33]により算出された次のPIDゲインを用いて実験を行った。

$$K_P = 0.09, K_I = 0.04, K_D = 0.12 \quad (2.28)$$

また、時刻毎の目標値を次のように設定した。

$$r(t) = \begin{cases} 1.0 & (0 < t \leq 75) \\ 2.5 & (75 < t \leq 150) \\ 4.5 & (150 < t \leq 225) \\ 1.5 & (225 < t \leq 300) \end{cases} \quad (2.29)$$

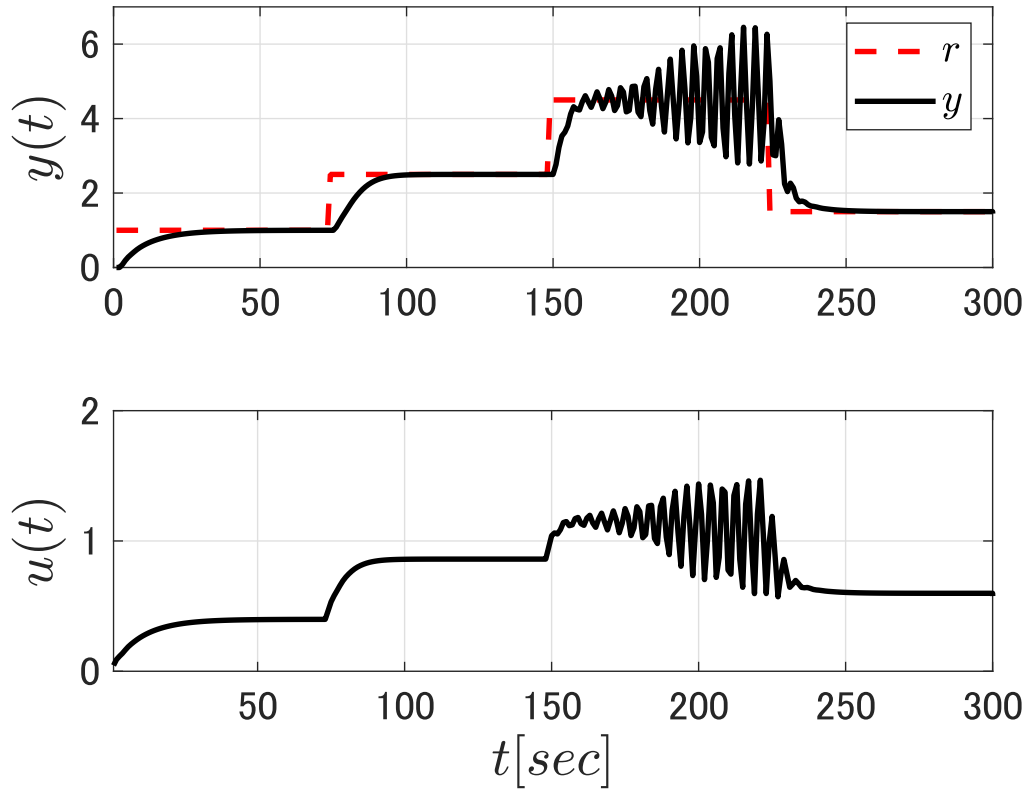


Fig. 2.6: Control result obtained by the fixed PID controller.

上記の設定で取得した実験データを Fig. 2.6 に示す。この実験データを用いて初期データベースを構築する。また、参照モデルのむだ時間を  $d = 0, 1, 2, 3, 4, 5$ ，立ち上がり時間を  $0 \leq \sigma \leq 10$  の間で 0.1 毎に設定し，各パラメータ設定に対して FRIT 法により，初期データベースを用いて Nelder-Mead 法によりデータベース内の PID ゲインを算出することで，複数の学習済みデータベースを構築した。さらに，応答予測法を用いてこれらのデータベースにおける予測出力  $\hat{y}(t)$  を算出し，(2.21) 式の適応度を指標としてデータベースの選定を行う。しかし，応答予測に FIR フィルタを用いており，これは線形システムに対する手法であるため，Fig. 2.6 の結果に基づき応答予測を行うと，Fig. 2.7 に示すように，非線形性が強くなる  $r(t) = 4.5$  以降の応答予測結果が振動する。そのため，本論文では各目標値毎の実験データを改めて取得し，この実験データを用いて応答を予測することで，考慮出来る範囲で制御対象が有する非線形性が予測精度に与える影響を抑える。Fig. 2.8 に各目標値における応答予測の結果，Fig.

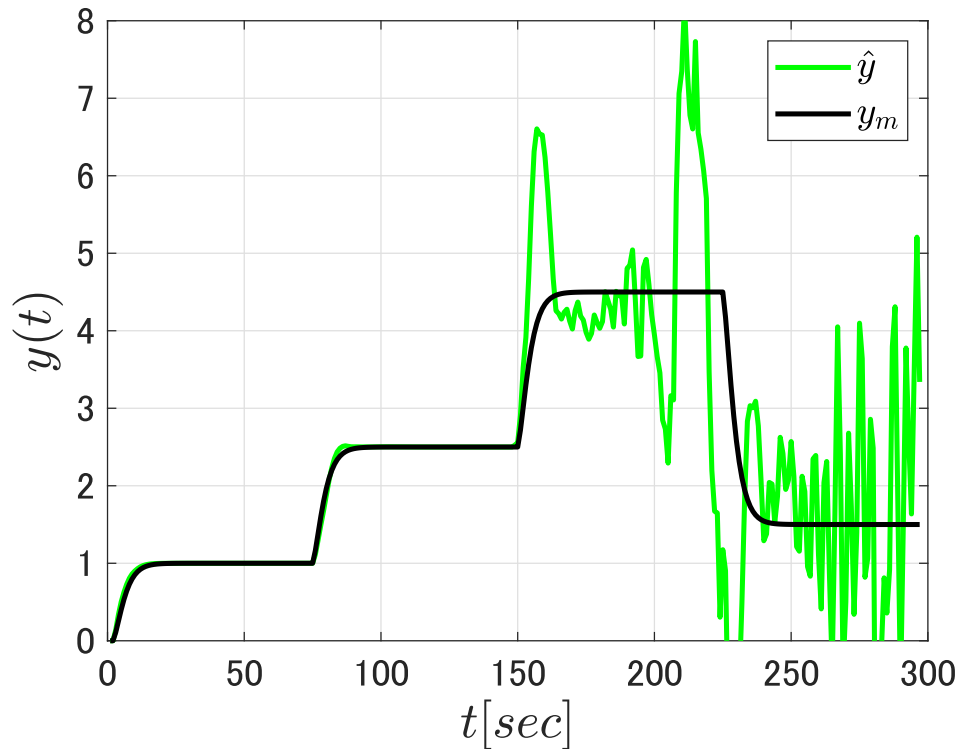
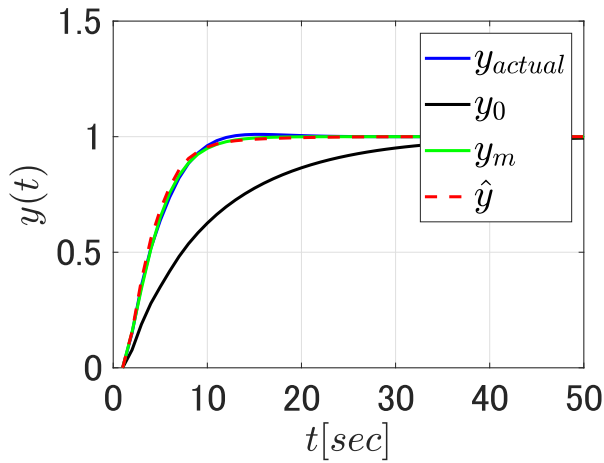
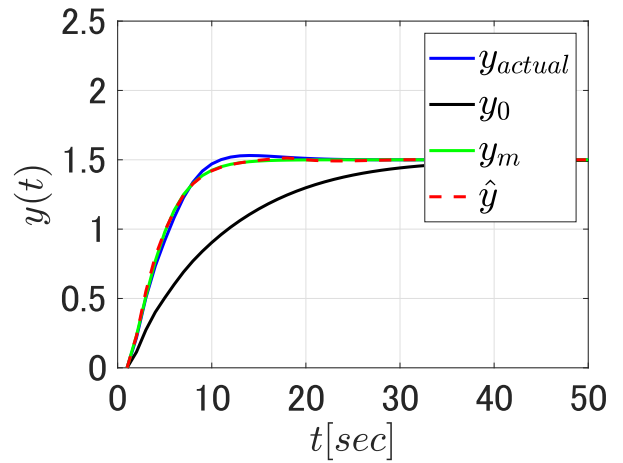


Fig. 2.7: Response prediction for nonlinear system.

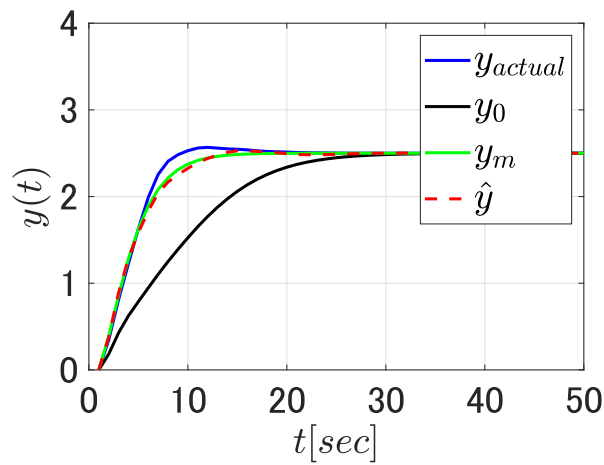
2.9に  $d = 0, 1, 2, 3, 4, 5$  とむだ時間を変化させた場合の適応度の値を示す。ここで、 $y_{actual}$  は学習済みのデータベースを用いて制御を行った場合の出力であり、応答予測値と概ね一致している。また、Fig. 2.9 よりむだ時間それぞれにおける適応度が最も高い値と、その場合の立ち上がり時間  $\sigma$  を算出し、Table 2.1 に示す。これらより、目標値へ収束するまでの時間が最短となる組み合わせを選択し、むだ時間  $d = 1$ 、立ち上がり時間  $\sigma = 4.3$  のデータベースを採用した。なお、初期データベースを構築する実験データに雑音が含まれる場合、応答予測の精度に影響を与えることが考えられるため、その影響を軽減する方法を検討する必要がある。



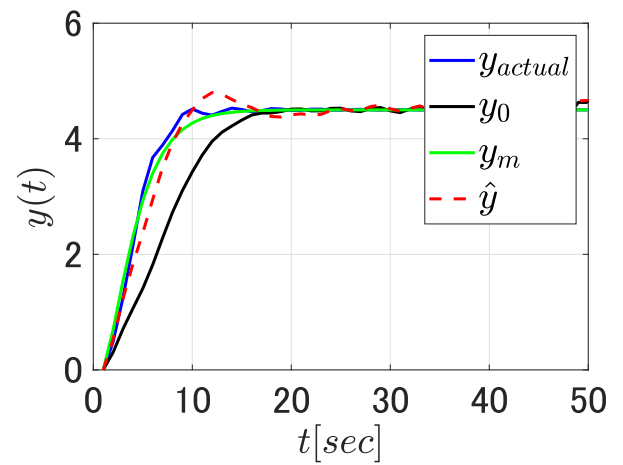
(a) Calculation results at  $r = 1.0$



(b) Calculation results at  $r = 1.5$

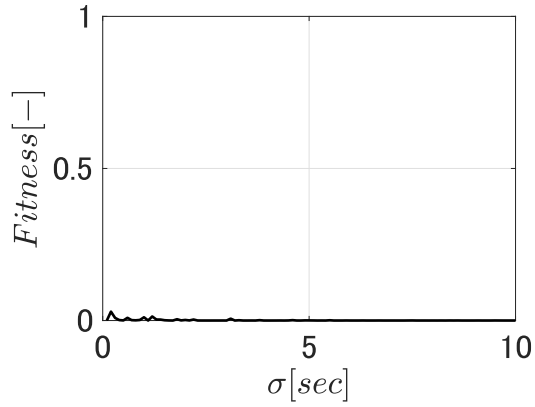


(c) Calculation results at  $r = 2.5$

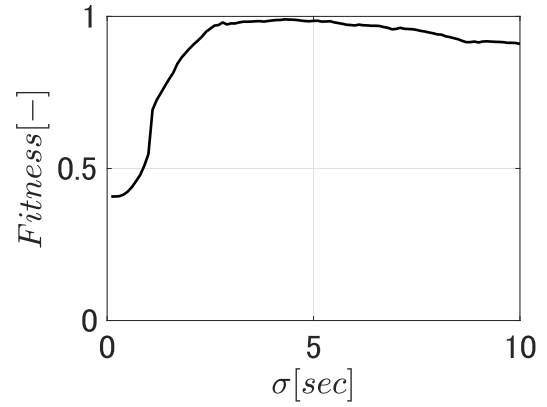


(d) Calculation results at  $r = 4.5$

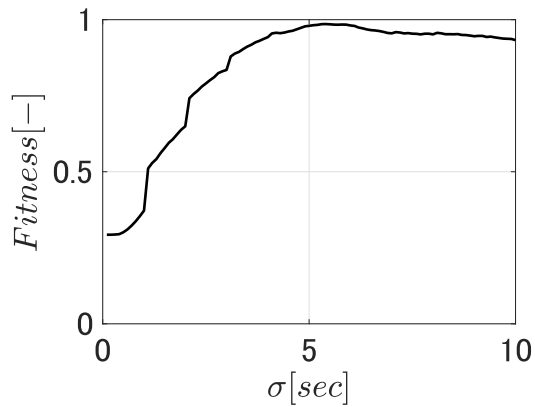
Fig. 2.8: Response prediction.



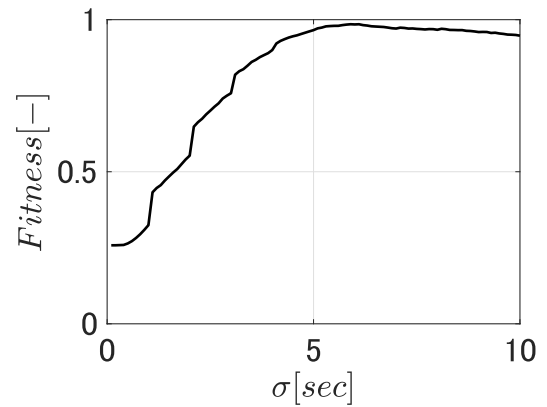
(a) Calculation results of fitness at  $d = 0$



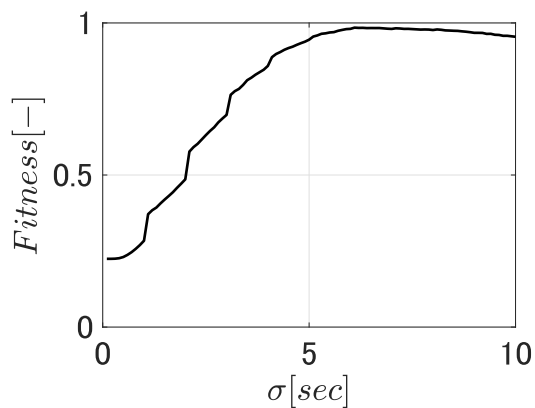
(b) Calculation results of fitness at  $d = 1$



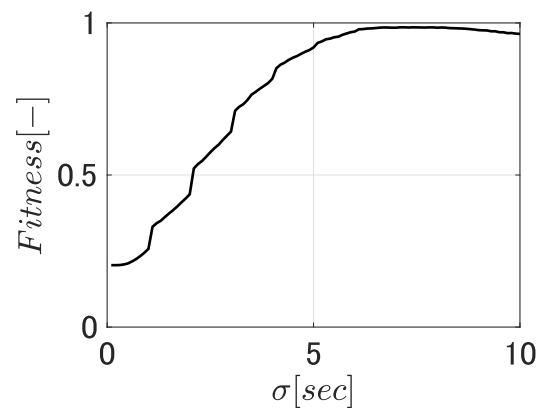
(c) Calculation results of fitness at  $d = 2$



(d) Calculation results of fitness at  $d = 3$



(e) Calculation results of fitness at  $d = 4$



(f) Calculation results of fitness at  $d = 5$

Fig. 2.9: Calculation results of fitness.

Table 2.1: Best value of fitness for each time-delay.

Time-delay $d$	Fitness $E$
0	0.029 ( $\sigma = 0.2$ )
1	0.990 ( $\sigma = 4.3$ )
2	0.986 ( $\sigma = 5.4$ )
3	0.985 ( $\sigma = 5.9$ )
4	0.985 ( $\sigma = 6.1$ )
5	0.986 ( $\sigma = 7.1$ )

### 2.3.2 制御結果

設定した設計パラメータを Table 2.2 に示す。なお、比較を行う従来法である勾配法の学習係数  $\eta$  は試行錯誤的に決めた値であり、むだ時間は既知として  $d=1$  と設定し、データベースの PID ゲインの更新を行った。この従来法により構築されたデータベースによる制御結果を Fig. 2.10 に示す。従来法では、目標値の設定が  $r(t) = 1.0, 2.5$  においては参照モデルの出力と概ね一致しているが、他の設定である  $r(t) = 4.5$  では出力が発散し、制御が行えなくなっている。つぎに、提案法により構築したデータベースを用いて制御を行った結果を Fig. 2.11 に示す。提案法では、設定されたどの目標値においても設計された参照モデルと近い出力を示しており、十分な制御性能を実現できている。また、構築されたデータベースにより調整された PID ゲインの変化に着目すると、従来法においては過渡状態で PID ゲインの値は変動するが、目標値への収束後は初期固定 PID ゲインに近い値を示しており、局所解となっていることがわかる。さらに、従来法における勾配法は 1 ステップ先の評価関数値を用いて PID ゲインを更新しているため、むだ時間を考慮した更新ができていない可能性がある。以上より、実験データを活用した応答予測法により制御対象のむだ時間を適切に推定できたとしても、所望の制御性能を実現することが難しいことがわかる。一方で、提案法で得られた PID ゲイン

Table 2.2: User-specified parameters.

	conventional method	proposed scheme
Sampling time [sec]	$T_s = 1.0$	
Orders of the information vector	$n_y = 3$ $n_u = 2$	
Rise time	$\sigma = 4.3$	
Damping property	$\delta = 0$	
Number of neighbors	$N_e = 20$	
Learning rates	$\eta = 1.0 \times 10^{-6}$	-

は、過渡状態だけでなく定常値においても値が変化し、また各目標値ごとに別々の値に収束していることがわかる。よって、従来法とは異なり、むだ時間に対応した制御系を構築できているのみならず、Fig. 2.5 に示す非線形性に対して、各動作点それぞれに対応したPIDゲインの学習ができていると考えられる。また、制御対象の非線形性が強くなる  $y(t) = 4.5$  の動作点において、 $K_I$  を小さい値とすることで安定性を高め、発生する振動を抑制しながら制御できていると考えられる。加えて、FRIT法における評価関数を全ての実験データを用いた評価とし、以下の式で定義、改めて評価を行う。

$$J = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_0(k) - y_r(k))^2 \quad (2.30)$$

Table 2.3 に従来法、提案法それぞれにおける計算値を示す。評価関数  $J$  の値は従来法と比べて提案法は小さい値となり、提案法ではむだ時間を有する制御対象に対して適切なデータベースを構築できていると考えられる。最後に、今回の設定とは異なるむだ時間、立ち上がり時間を設定したデータベースによる検証も行っており、今回の設定が最良となることは検証済みである。

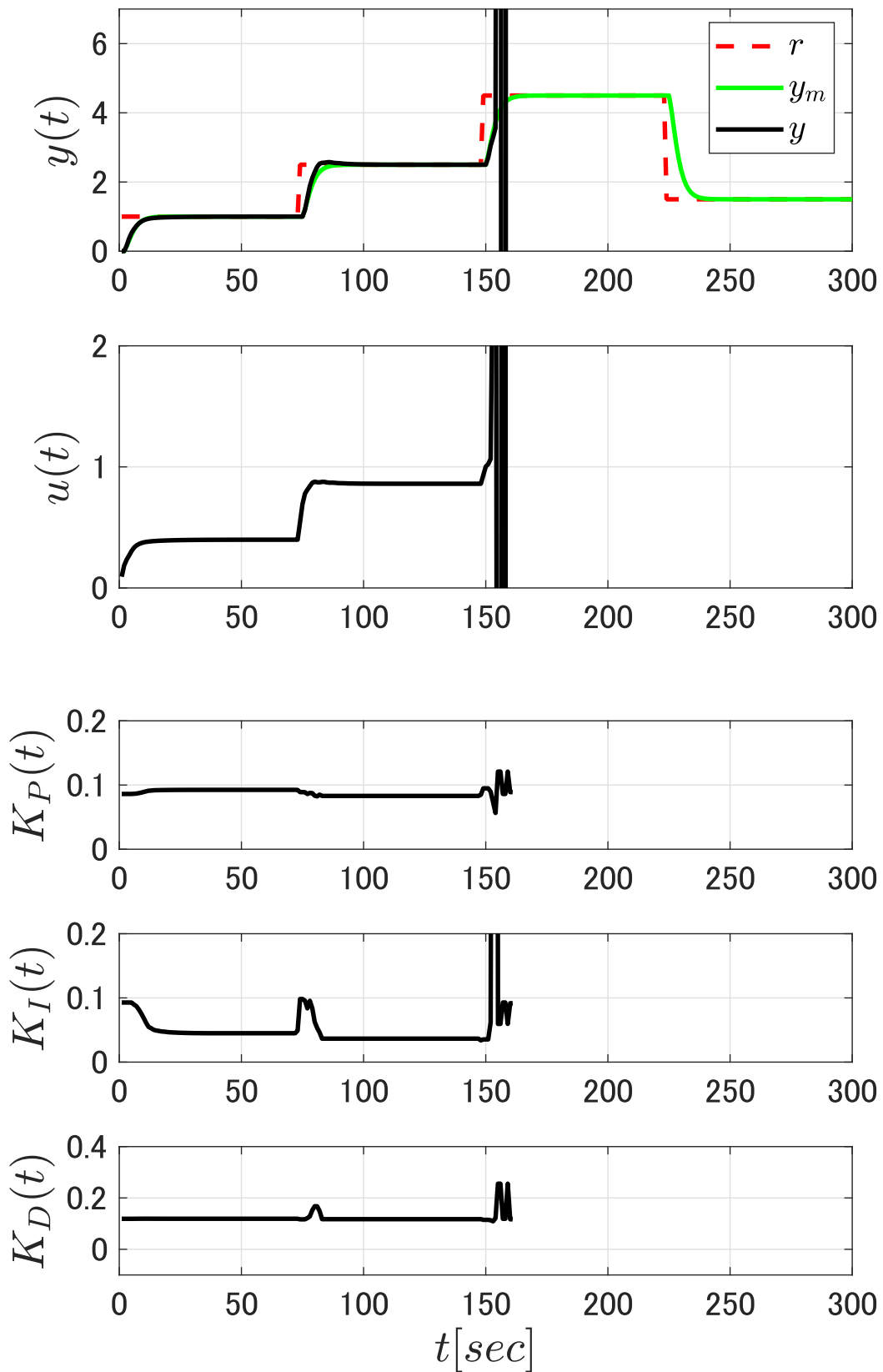


Fig. 2.10: Control results and trajectories of PID gains by the conventional method.



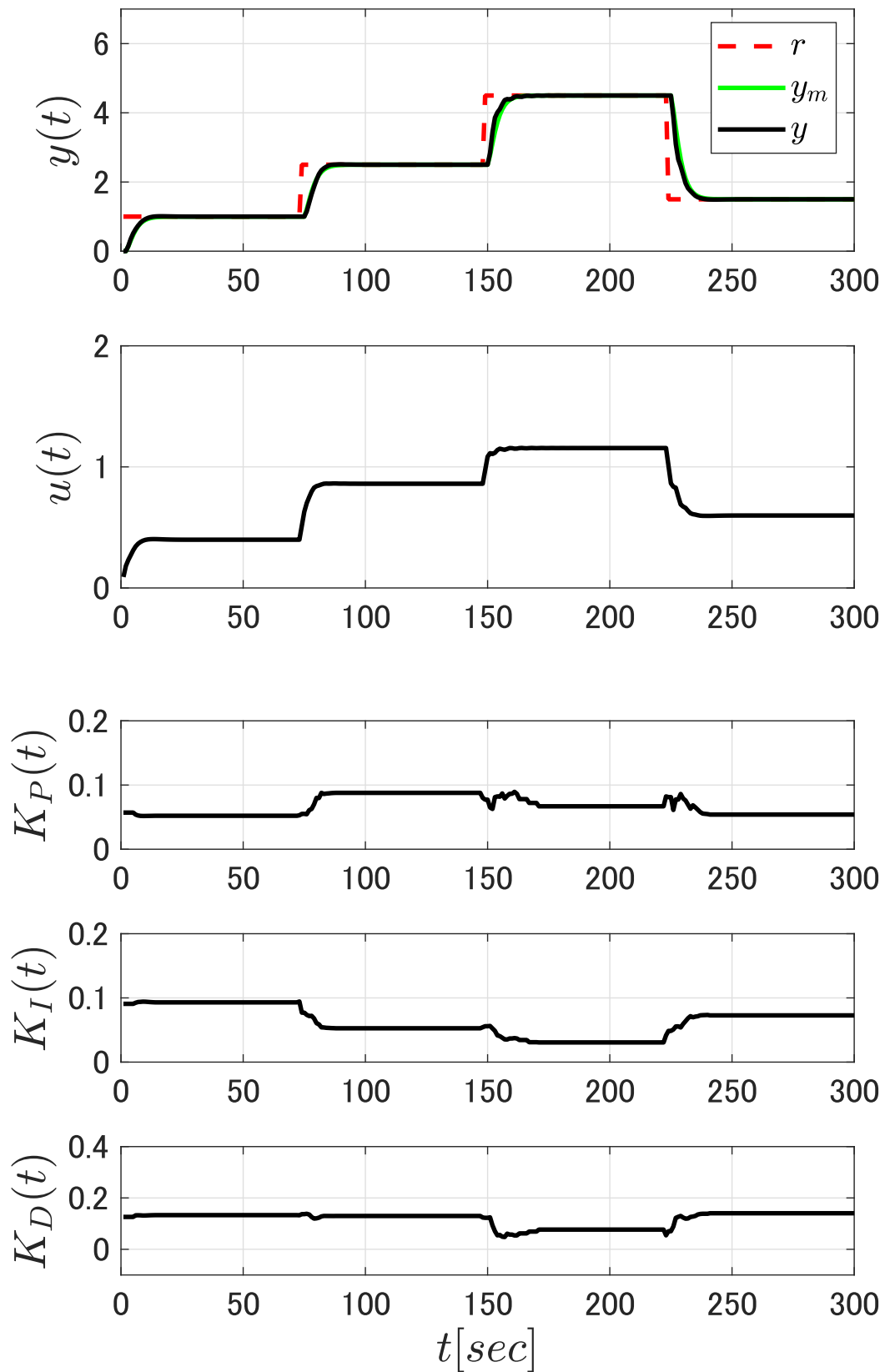


Fig. 2.11: Control results and trajectories of PID gains by the proposed scheme.

Table 2.3: Calculation results of cost function.

	Conventional method	Proposed method
Cost function $J$	0.26	0.00

これらの結果より，データ駆動型の応答予測法と大域探索によるデータベースの構築を行う提案法を用いることで，未知むだ時間を有する制御対象に対して十分な制御性能を得る有効な手法であることを確認した。

## 2.4 実機検証

提案した制御系の実システムに対する有効性を確認するため，油圧ショベルを用いた検証を実施した。

### 2.4.1 検証条件

油圧ショベルを用いた実機検証における対象作業は，土から受ける抵抗などによってむだ時間変動し，そのむだ時間が未知である掘削作業とする。油圧ショベルは一般的にブーム，アーム，バケットのアタッチメントによって構成されており，オペレータはシートの左右に配置された操縦レバーを操作することで，複雑な作業を行う必要がある。掘削作業では，土から受ける抵抗によりアタッチメントの移動速度が低下するため，高い生産性を維持するには，ブームの動きを適宜調整することで抵抗の低減を図る必要がある。本章では，アーム操作はオペレータが瞬時に一定量入力を行い，ブーム操作はコントローラの入力  $u(t)$  となるようにしている。また，目標値  $r(t)$ ，出力  $y(t)$  は先行研究 [23] と同様にアタッチメント重心の合成速度を用いる。Fig. 2.12 に示すように，原点  $O$  を基準に以下の式により各要素の重心を合成し，アタッチメントの重心を算出する。

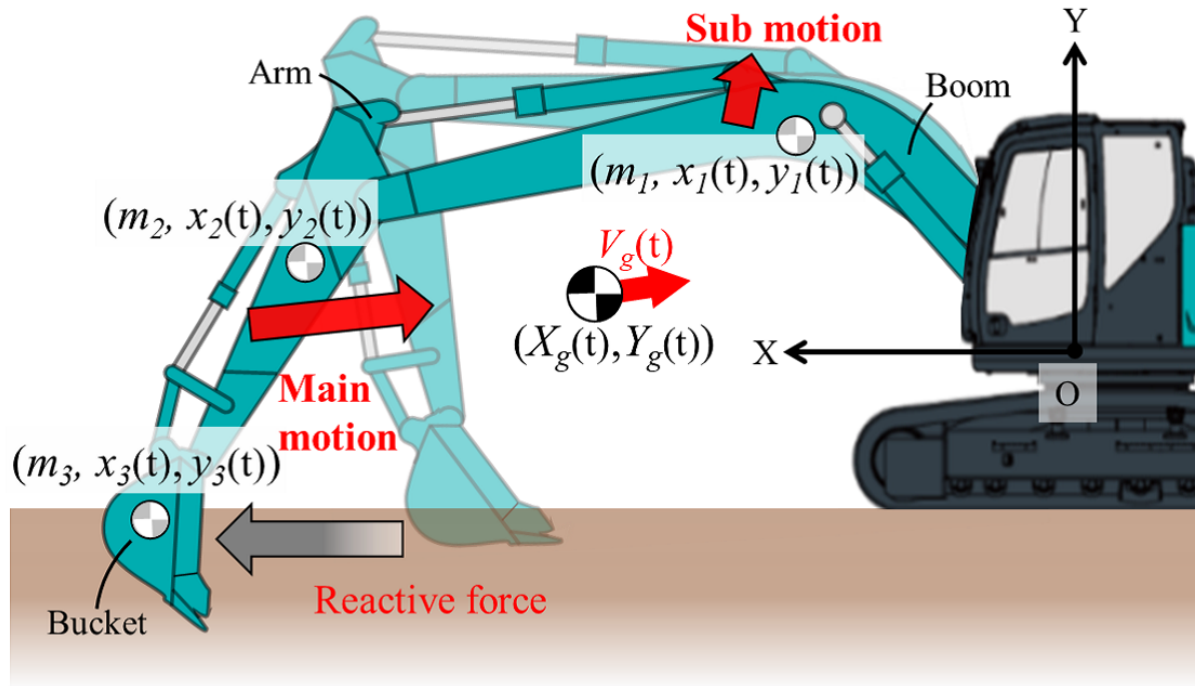


Fig. 2.12: Center of mass of attachment for a hydraulic excavator.

$$(X_g(t), Y_g(t)) = \left( \frac{\sum_{i=1}^3 m_i x_i(t)}{m_1 + m_2 + m_3}, \frac{\sum_{i=1}^3 m_i y_i(t)}{m_1 + m_2 + m_3} \right) \quad (2.31)$$

アタッチメントの各要素を添え字  $i$  で示し、1, 2, 3 はそれぞれブーム、アーム、バケットである。さらに、 $m_i$  は各要素の重量、 $x_i(t)$  および  $y_i(t)$  は Fig. 2.12 に示す座標系の時刻  $t$  における各要素の重心位置であり、算出可能とする。重心位置  $(x_i(t), y_i(t))$  は直接計測を行うか、各アタッチメントの角度やシリンダーの伸縮長の情報により算出可能とする。重心を合成した速度  $V_g(t)$  は (2.31) 式より得られる重心の合成位置より、以下の式で算出される。

$$V_g(t) = \sqrt{\frac{dX_g(t)^2}{dt} + \frac{dY_g(t)^2}{dt}} \quad (2.32)$$

初期姿勢は Fig. 2.13 に示すようにバケットを地面に接地させ、作業はアーム姿勢が鉛直となるまで掘削を行う。加えて、油圧ショベルの操作系統には一般的に油圧システムが使用され

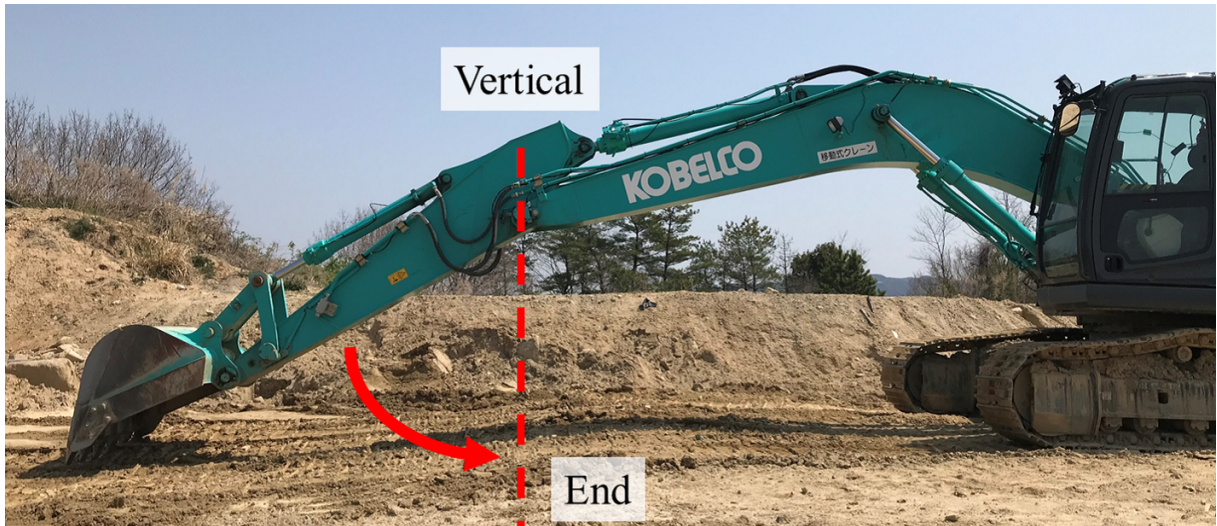


Fig. 2.13: Posture of experiment.

ている。しかし、レバー操作量を変化させるする機器は実装されていない。そこで、本検証では電氣的にレバー操作量を油圧バルブを取り付け調整可能とする改造を行っている。検証にはコベルコ建機(株)製の20 ton級油圧ショベルを用いた。

## 2.4.2 応答予測を用いた制御系の設計

実機検証においても、2.2章で述べた応答予測を用いたデータベース駆動型制御系を適用する。ただし、油圧ショベルは、掘削作業中の衝撃や油圧システムの特性により、センサー信号にノイズや振動が発生しやすい。そのため、このようなデータを用いる場合、微分ゲインによりノイズの影響が大きくなり、所望の応答を得られない可能性がある。そこで、実機検証では次式のPI制御則を適用する。

$$\Delta u_c(t) = K_p(t)\Delta e(t) + K_I(t)e(t) \quad (2.33)$$

$$e(t) := r(t) - y(t) \quad (2.34)$$

また、制御則を変更したことで (2.8) 式の擬似参照入力  $\tilde{r}(t)$  は以下の式で表される。

$$\tilde{r}(t) = y_0(t) + \frac{1}{K_p + K_i} \Delta u_0(t) + \frac{K_p}{K_p + K_i} \{\tilde{r}(t-1) - y_0(t-1)\} \quad (2.35)$$

その他の制御系設計については、2.2 章で述べた手順に沿って行う。

### 2.4.3 検証結果

FRIT 法を用いて調整した固定 PID ゲイン  $K_p = 0.18$ ,  $K_I = 0.008$  で掘削したデータを取得し、このデータを基にデータベースの構築を行った。また、本章ではサンプリング時間  $T_s = 0.01[\text{sec}]$ , 近傍データ数  $N_e = 20$  とした。さらに、 $d = 0 \sim 30$  までのむだ時間の異なる複数のデータベースを用いて、予測出力データ  $\hat{y}(t)$  を算出し、(2.21) 式の適応度  $E$  をそれぞれ計算した。一例として、Table.2.4 に  $d = 20 \sim 25$  の適応度の算出結果を示す。このむだ時間の設定範囲において、 $d = 23$  が高い適応度を示した。Fig. 2.14 に適応度が最も高い場合 ( $d = 23$ ), Fig. 2.15 に Fig. 2.14 と比較して適応度が低い場合 ( $d = 25$ ) の応答予測結果を示す。ここで、入力と出力それぞれにおいて操作量の最大値を 100%, 目標値を 100% として正規化しており、以下の結果においても同様にデータを取り扱っている。Fig. 2.14 は、むだ時間の設定が適切な場合には、概ね参照モデルに相当する応答が得られる予測結果を示した。一方、むだ時間の設定が適切でない Fig. 2.15 では、応答に振動がみられ、設計した応答が得られないことが予測される結果が得られた。これらの結果から、参照モデルと制御対象のむだ時間が一致している場合、設計した応答が得られるデータベースを構築できることが予測される。加えて、 $d = 0 \sim 30$  におけるむだ時間の適応度は、 $d = 23$  の条件が最も高くなることを確認

Table 2.4: Calculation results of fitness.

Time-delay $d$	20	21	22	23	24	25
Fitness $E$	0.00	0.00	0.00	0.98	0.93	0.92

しており、本章で検証した掘削作業においては、むだ時間は  $d = 23$  であることが推定される。そこで、応答予測を用いたデータベース駆動型制御系の有効性検証のため、最も適応度の高かった  $d = 23$  におけるデータベースを実機に適用し、掘削作業を行った。その掘削作業の結果を Fig. 2.16 に示す。Fig. 2.16 より、Fig. 2.14 に示したように実際の応答にも重心速度に振動はみられず、所望の応答を示し、制御性能を満足する結果を得られていることが確認された。これは、むだ時間を適切に設定できており、掘削作業に適したデータベースを構築できているためと考えられる。また、1 回の実験データからデータベースの構築を行い Fig. 2.16 に示す結果が得られており、データベースの再学習を行うことなくデータベース駆動型制御系を設計できた。

以上より、提案法は実システムにおいても有効な手法であることが確認された。

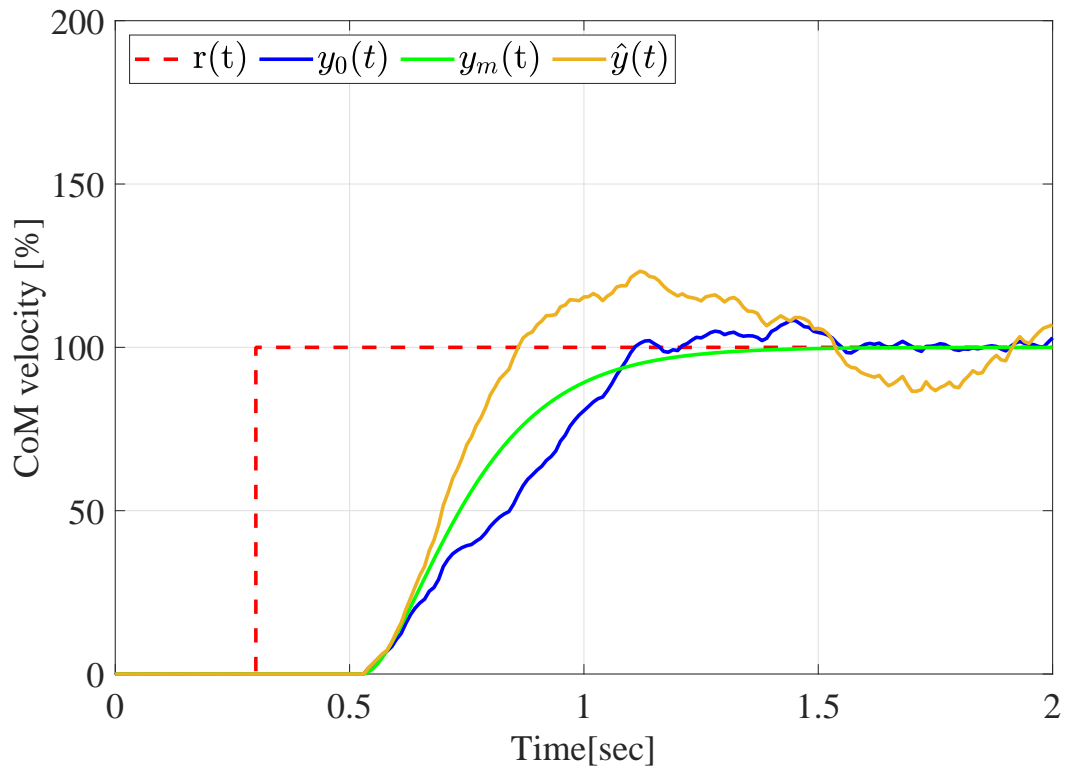


Fig. 2.14: Response prediction at  $d = 23$ .

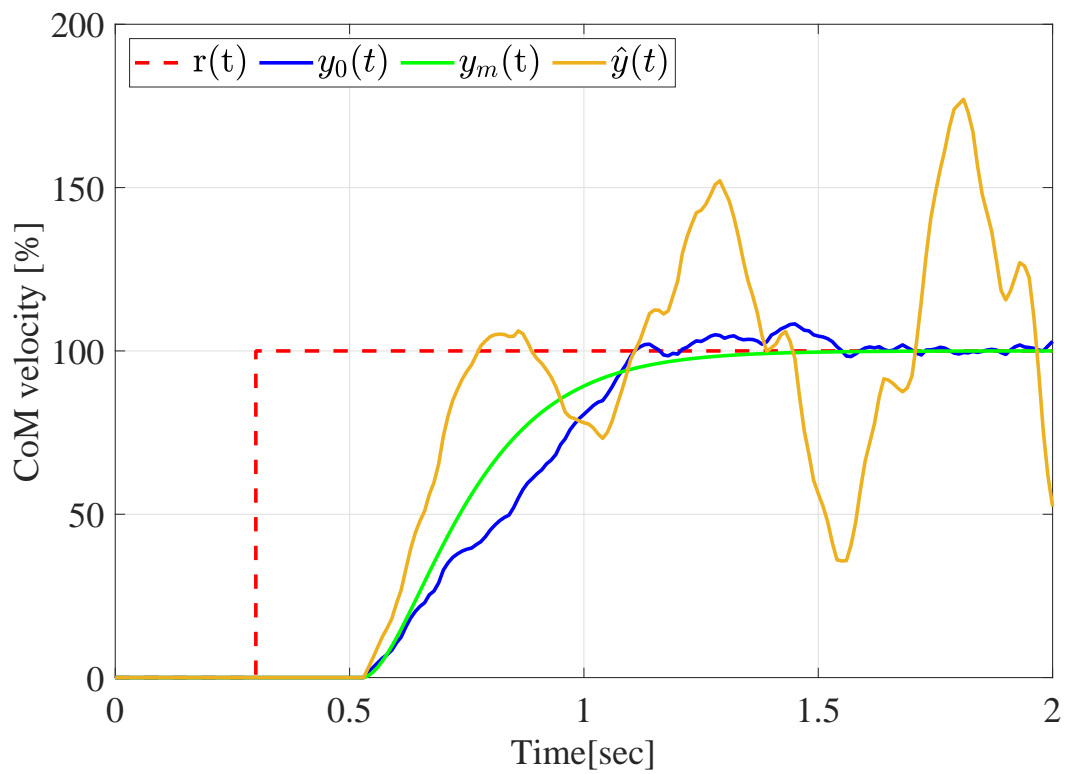


Fig. 2.15: Response prediction at  $d = 25$ .

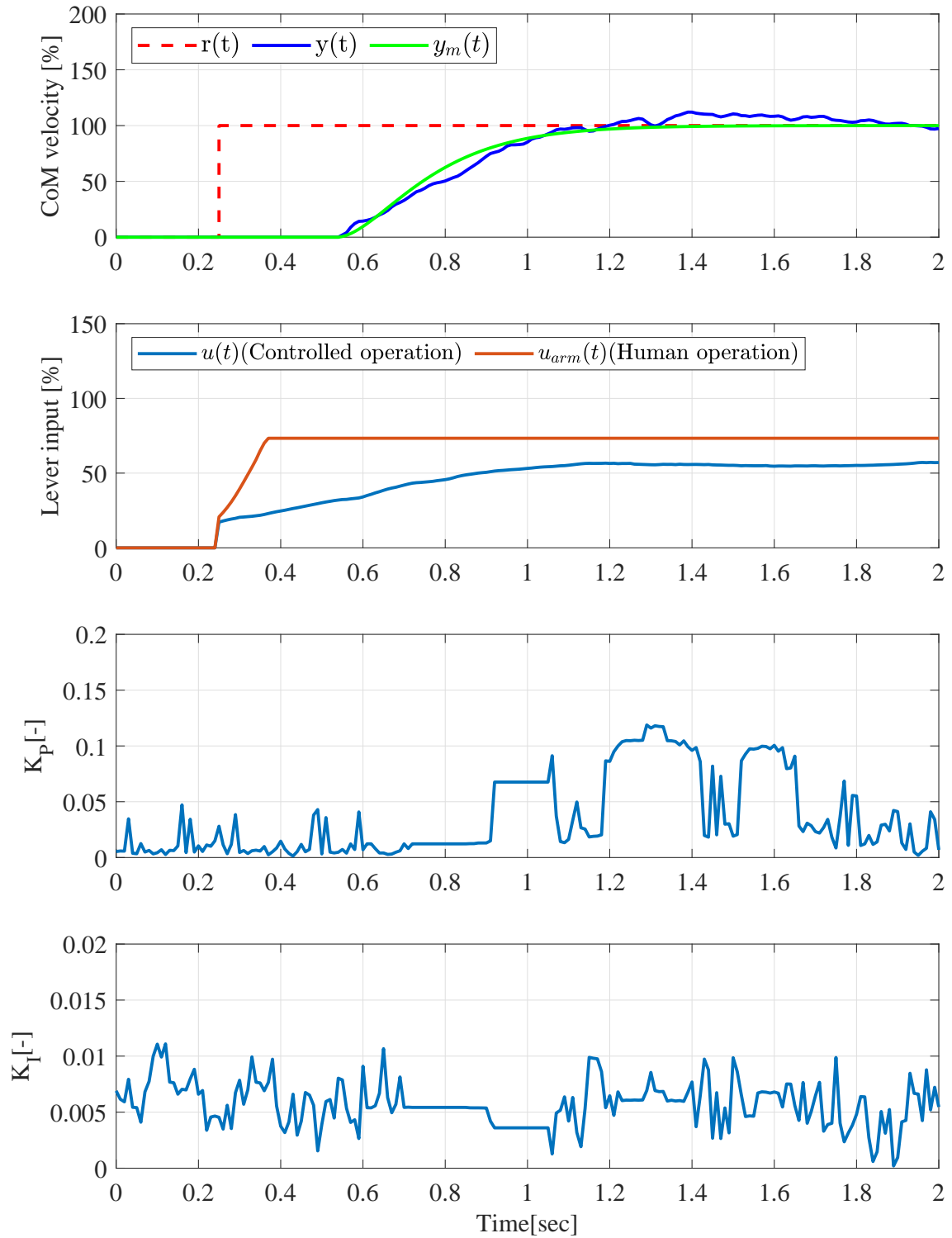


Fig. 2.16: Control result by the proposed scheme.



## 2.5 結言

本章では、応答予測法を用いたデータベース駆動型 PID 制御系の設計手法を提案し、数値シミュレーションならびに実機検証により提案法の有効性を検証した。実システムの多くはむだ時間を有しており、操業条件や環境によりこのむだ時間は変動し、また未知ことが多い。そのため、実システムを制御対象とした場合、むだ時間の推定が必要となり、非線形性に有効性を示すデータベース駆動型制御でもむだ時間を考慮した設計は容易ではなかった。しかし、まず応答予測法を用いて参照モデルのむだ時間と立ち上がり時間の設定を変更、PID ゲイン更新したときの応答を確認することができ、調整された PID ゲインが適切か評価でき、この評価結果を用いることで制御対象のむだ時間の推定、適切な立ち上がり時間の選択が可能となった。また、挙動を事前確認できるため、実システムへの適用を考えた場合に重要な安全性も考慮した制御系設計を行うことができるようになった。さらに、大域探索手法を用いることで、従来法で必要となっていた設計パラメータ決定の試行錯誤は不要となり、むだ時間に対応したデータベースの構築も可能となった。

数値シミュレーションによる検証において、Nelder-Mead 法により PID ゲインの大域探索を行うことで、むだ時間の推定とそれに対応したデータベースを構築し、非線形性を有するシステムにおいて各動作点に対応した PID ゲインが算出されていることを確認した。一方、従来法の勾配法ではむだ時間が既知であったとしても局所的な探索となることで、むだ時間に対応したデータベースを構築することができず出力が発散する結果となった。さらに、油圧シヨベルによる検証も実施し、その有効性を確認した。課題としては、試行錯誤的に調整している近傍データ数  $N_e$  は制御性能に影響を与えるため、今後その調整方法について取り組む。

## 第3章 人の操作を考慮した

# 操作支援制御系の設計

### 3.1 緒言

建設業界では、国土交通省によって”i-Construction”が推進されている。これは、3次元計測技術 [34, 35] や建設機械の自動化技術 [36, 37] などによる情報通信技術を用いた施工により作業を簡易化し、省人化や工事日数削減による休日拡大を図るものである。今日では、その取り組みを更にデータを活用することで深化させ、建設生産プロセス全体の生産性向上、作業員の働き方改革を図り、Society5.0で提唱されている社会の実現を目指している。これらは、作業を自動化、又は半自動化する機能が主であるが、作業員自身の操作により作業を行い、高い生産性を得ることができれば、より高い達成感が得られる。さらには、働くことに対するモチベーション維持にも繋がるのが考えられ、国土交通省が策定した”建設業働き方改革加速化プログラム”[38]での長時間労働の是正等の取り組み以外の要素となり、労働者の建設業への定着を図ることが期待される。そのためには、データと繋がり、活用することで適応的に機械やシステムが変化し、人が主体的に操作しながらも、誰でも支援を受けられる仕組みが必要である。

様々な建設現場で使用されている、油圧ショベルを対象とした操作支援の研究事例としては、アタッチメント動作の軌跡制御 [39] やオペレータの操作に協調する半自動制御 [40]、アタッチメント重心の合成速度に基いたデータベース駆動型の掘削支援制御が提案されている [23]。特に、文献 [23] の手法では油圧ショベルの掘削作業における非線形性に対応するととも

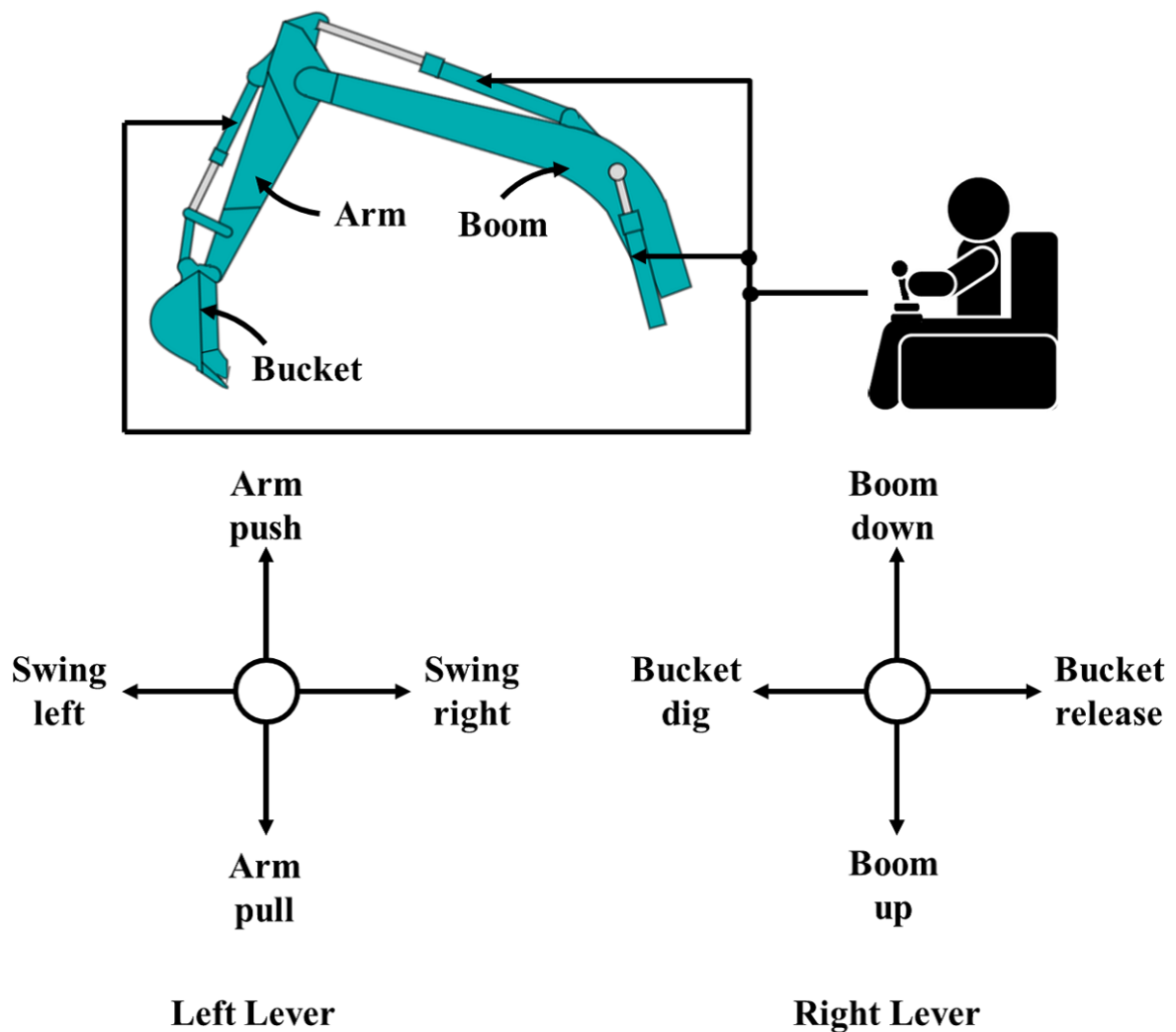


Fig. 3.1: Operating lever of hydraulic excavator.

に、操作を苦手としている未熟練者でも熟練された作業を可能とする。ただし、人の操作を一定条件で想定しており、人の操作量の変化に起因する出力干渉には対応できていない。Fig. 3.1 に示すように油圧ショベルは、シートの左右に設置されたレバーを用いて操作を行うが、これら操作入力相互にアタッチメント動作に干渉する。したがって、各入力の変動とそれに伴う動作への影響を加味しての制御系の設計が求められ、実際の現場作業では、所望の動作とはならないことが考えられる。

本章では、オペレータの操作入力の変動と、コントローラ入力量によりアタッチメント動作への影響が変化する油圧ショベルの操作支援制御においても、設計した出力特性を満足する

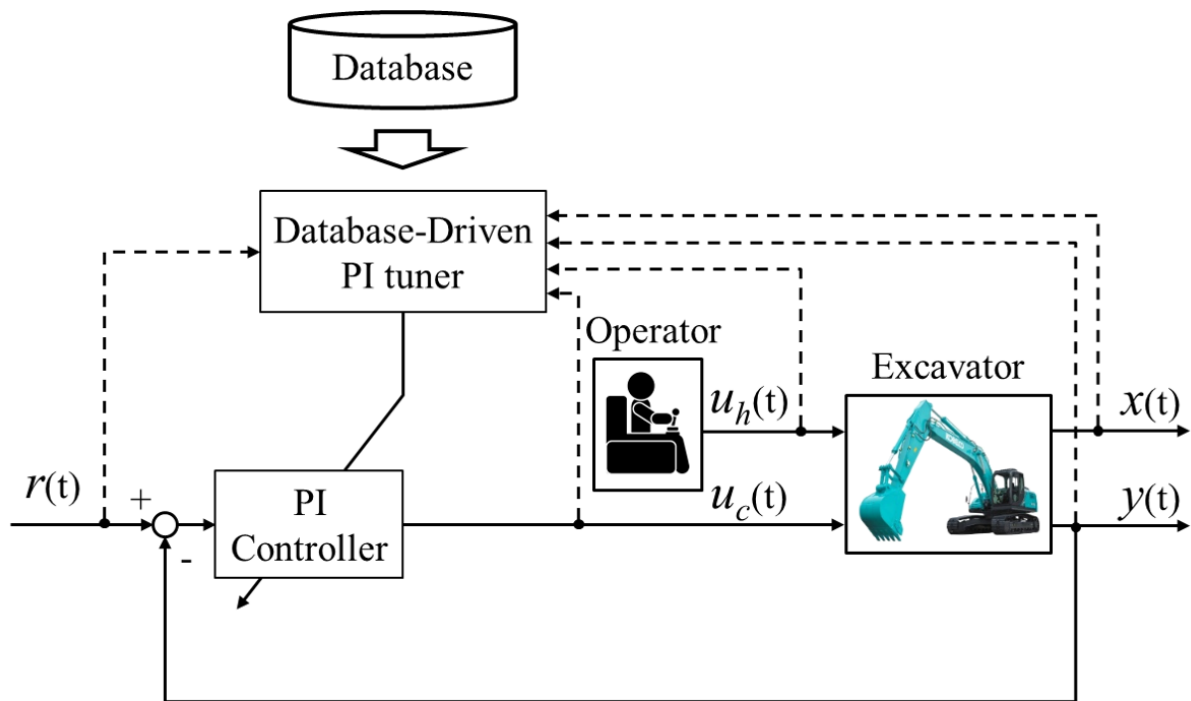


Fig. 3.2: Block diagram of Database-Driven control for a hydraulic excavator.

データベースを用いた制御系を考える。まず、データベースにコントローラの入出力に関連する情報だけでなく、人の操作や、それに関連するシステム出力情報も格納する。次に、データベースは所望の出力特性を達成するように、実験データを活用しFRIT法を用いてPIゲインを更新する。さらに、構築したデータベースを用いることにより、人の操作変動が要因で油圧ショベルの挙動に対する出力干渉の度合いが変化しても、適応的にコントローラを調整する。提案法を実機実装による検証により、その効果を確認する。

### 3.2 人の操作情報を考慮した制御系の設計

Fig. 3.2に構築する制御系を示す。この制御系は、稼働情報とデータベースに基づいて、制御器のPIゲインを調整する機構を有する。制御対象は複合操作によって動作干渉が生じる油圧ショベルであり、油圧ショベルは一般的にブーム、アーム、バケットのアタッチメントによって構成されている。操作者はシートの左右に配置された操縦レバーを操作することで、複雑な作業を行う必要がある。ただし、各アタッチメントの動作がそれぞれの入力により干渉

するため、優れた操作を行うことは容易ではない。例えば、油圧ショベルの作業において多くの割合占める掘削では、土砂から受ける反力に応じて、作業速度が低下しないように各入力を調整する必要がある。このとき、油圧ショベルは限られた作動油をそれぞれのアタッチメントに分配するため、油圧干渉と呼ばれる作動油の取り合いが生じ、動作に干渉が発生する。本手法では、油圧ショベルの非線形性だけでなく、複数の入力によるこの出力干渉にも対応して設計した応答を得るため、従来のデータベース駆動型制御と同様に、制御器に起因するシステムの入出力  $u_c(t), y(t)$  をデータベースに格納するだけでなく、人の操作  $u_h(t)$  と、それに関連する観測可能なシステムの内部状態量  $x(t)$  も格納する。このように、人の操作情報を積極的に制御器設計に取り込むことで、制御器と人、それぞれの入力による干渉により油圧ショベルの特性変化に対応して、変化に応じたPIゲインが算出され、所望の制御性能とすることができる。

### 3.2.1 制御則

油圧ショベルの掘削作業では、作業中の衝撃や油圧システム特性により、センサー信号にノイズや振動が発生しやすい。そのため、このようなデータを用いて制御を行う場合、微分ゲインによりノイズが増幅され、設計した出力を得ることができないことが考えられる。したがって、本章では以下に示すのPI制御則を用いる。

$$\Delta u_c(t) = K_P(t)\Delta e(t) + K_I(t)e(t) \quad (3.1)$$

ここで、各時刻  $t$  における比例ゲイン、積分ゲインはそれぞれ  $K_P(t), K_I(t)$  で示す。また、差分演算子として  $\Delta$  を用いることで  $\Delta := 1 - z^{-1}$  定義され、さらに、制御誤差  $e(t)$  は目標値  $r(t)$  とシステム出力  $y(t)$  により以下で定義される。

$$e(t) := r(t) - y(t) \quad (3.2)$$

### 3.2.2 人の操作に応じた制御ゲインの調整

本章では、データベース駆動型制御の考え方によりPIゲインを算出することとする。この手法は大きく、(i)固定PIゲインによる複数回の実験データを用いた初期データベースを構築、(ii)データベースのPIゲインをFRIT法に基づき更新、(iii)PIゲインが更新されたデータベースを用いて、オンラインでPIゲインを算出し対象を制御するといった順序で行われる。

#### 初期データベースの構築

初期データベースは、固定のPIゲインで得られた実験データ  $r(t), y_0(t), u_{c0}(t), x_0(t), u_{h0}(t)$  により、以下のように構成される。

$$\Phi(j) := [\bar{\phi}(j), \mathbf{K}(j)], \quad j = 1, 2, \dots, N_0 \quad (3.3)$$

ここで、 $j$ は各時刻を表す  $t$  と異なり、データベース内のデータセットの順番を表す。また、 $N_0$  はデータセットの総数を示す。さらに、各データセットに蓄積されている  $\bar{\phi}(j)$  と  $\mathbf{K}(j)$  は、データ取得時の時刻  $t$  におけるシステム状態を表す情報として式(3.4)及び式(3.5)により与えられる。本章では、 $\bar{\phi}(j)$  は情報ベクトルと呼ぶものとする。

$$\begin{aligned} \bar{\phi}(t) := & [r(t+1), r(t), y_0(t), \dots, y_0(t-n_y+1), \\ & u_{c0}(t-1), \dots, u_{c0}(t-n_{uc}+1), \\ & x_0(t), \dots, x_0(t-n_x+1), \\ & u_{h0}(t-1), \dots, u_{h0}(t-n_{uh}+1)] \end{aligned} \quad (3.4)$$

$$\mathbf{K}(t) := [K_P(t), K_I(t)] \quad (3.5)$$

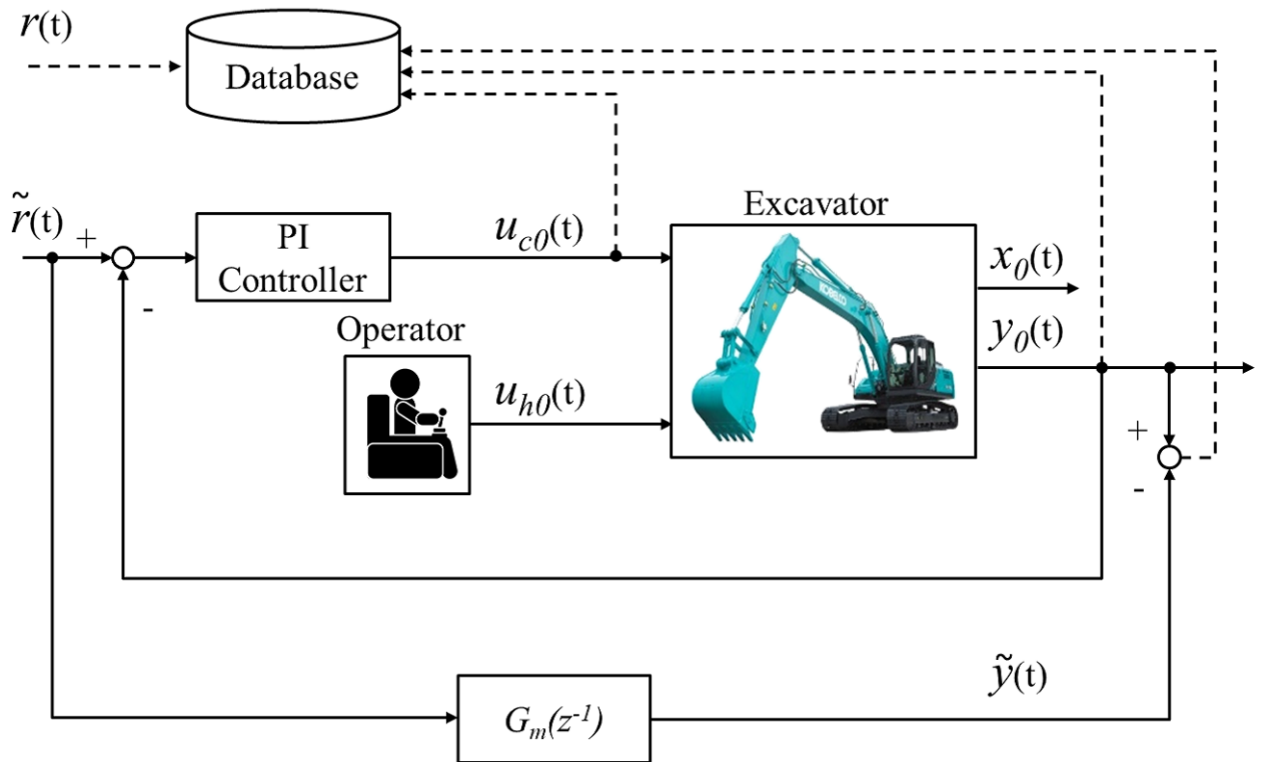


Fig. 3.3: Block diagram of the Database-Driven FRIT approach.

なお、式 (3.4) において  $n_y, n_{uc}, n_x, n_{uh}$  はそれぞれ  $y(t), u_c(t), x(t), u_h(t)$  の次数を表す。また、本節では固定の PI ゲインを用いてデータベースを構築するため  $K(t)$  は時間変化しないが、次節のデータベースの学習により PI ゲインは時間変化することになる。

### FRIT 法を用いた初期データベースの更新

所望の出力を得るため、FRIT 法を用いてデータベースをオフラインで更新する。FRIT 法は、制御対象の特性が把握することなく、1 回の実験によって得られたシステムの入出力データを用いて擬似参照入力  $\tilde{r}(t)$  を算出し、制御器のパラメータを更新する手法である。FRIT 法の全体像を説明するブロック線図を Fig. 3.3 に示す。Fig. 3.3 より擬似参照入力  $\tilde{r}(t)$  は制御器

と取得データ  $u_{c0}(t), y_0(t)$  により, 以下で表される。

$$\begin{aligned}\tilde{r}(t) &= y_0(t) + \frac{1}{K_P(t) + K_I(t)} \Delta u_{c0}(t) \\ &+ \frac{K_P(t)}{K_P(t) + K_I(t)} (\tilde{r}(t-1) - y_0(t-1))\end{aligned}\quad (3.6)$$

また, 予め所望の特性を有する参照モデル  $G_m(z^{-1})$  を設計する必要がある。ここで参照モデル  $G_m(z^{-1})$  は次式で表される。

$$G_m(z^{-1}) = \frac{z^{-(d+1)} P(1)}{P(z^{-1})}\quad (3.7)$$

なお,  $P(z^{-1})$  は参照モデルの特性多項式であり, 次式で表される。また,  $d$  はむだ時間を表している。

$$P(z^{-1}) = 1 + p_1 z^{-1} + p_2 z^{-2}\quad (3.8)$$

$$\left. \begin{aligned}p_1 &= -2 \exp\left(\frac{-\rho}{2\mu}\right) \cos\left(\frac{\sqrt{4\mu-1}}{2\mu} \rho\right) \\ p_2 &= \exp\left(-\frac{\rho}{\mu}\right) \\ \rho &:= \frac{T_s}{\sigma} \\ \mu &:= 0.25(1-\delta) + 0.51\delta\end{aligned}\right\} \quad (3.9)$$

ここで  $T_s$  はサンプリング時間,  $\sigma, \delta$  はそれぞれ制御系の立ち上がり特性, 減衰特性に関するパラメータを示しており, 所望の特性に合わせて, 設計者が任意に設定を行う。参照モデル出力  $\tilde{y}(t)$  は, 以下の式より擬似参照入力  $\tilde{r}(t)$  を参照モデル  $G_m(z^{-1})$  に入力することで得られる。

$$\tilde{y}(t) = P(1)\tilde{r}(t-d-1) - p_1\tilde{y}(t-1) - p_2\tilde{y}(t-2)\quad (3.10)$$



なお、むだ時間  $d$  は既知とし、評価関数は以下の式で表される。

$$J(\mathbf{K}(t)) := (y_0(t) - \tilde{y}(t))^2 \quad (3.11)$$

参照モデルに擬似参照入力  $\tilde{r}(t)$  を入力し、そのときの出力  $\tilde{y}(t)$  と実験時の出力  $y_0(t)$  の誤差が小さくなるよう PI ゲインを調整することで、データベースを更新する。評価関数の最適化手法には、2章の Nelder-Mead 法を用いる。

### 制御ゲインのオンラインでの算出

オフラインで更新されたデータベースを用いて、データベース駆動型アプローチに基づき制御ゲインの算出をオンラインで行う。まず、時刻  $t$  における現在のシステム状態を表す情報ベクトル  $\phi(t)$  をクエリと呼ぶ。このクエリ  $\phi(t)$  とデータベースに蓄えられている情報ベクトル  $\bar{\phi}(j)$  それぞれとの距離を次式に示す重み付き  $L_1$  ノルムにより求める。

$$\begin{aligned} d_{is}(\phi(t), \bar{\phi}(j)) &= \sum_{l=1}^{n_y+n_{uc}+n_x+n_{uh}+1} \left| \frac{\phi_l(t) - \bar{\phi}_l(j)}{\max \bar{\phi}_l(m) - \min \bar{\phi}_l(m)} \right| \\ & \quad j = 1, 2, \dots, N_0 \end{aligned} \quad (3.12)$$

ここで、式 (3.12) の  $\bar{\phi}_l(j)$  はデータベースにおける  $j$  番目の情報ベクトルの  $l$  番目を示しており、 $\bar{\phi}_l(t)$  はクエリの  $l$  番目を示している。さらに、 $\max \bar{\phi}_l(m)$  および  $\min \bar{\phi}_l(m)$  はデータベースの  $l$  番目の中での最大値と最小値を表しており、 $m$  はその情報が蓄積されているデータセットの順番を示す。よって、式 (3.12) はデータベース内の情報ベクトル  $\bar{\phi}(j)$  に格納されている目標値等の各情報における最大値、最小値を用いて正規化を行い、現在のシステム状態と比較することで、データベース内の各データセットとの類似度を算出していることになる。そのため、この距離  $d_{is}$  はデータセットの数だけ算出される。また、算出された距離  $d_{is}$  が小さい

ものから順に  $N_e$  組のデータセットを近傍データとして定義し、順位付けを行う。 $N_e$  は、後述の PI ゲインの算出で使用する近傍データ数であり、設計者が任意に設定を行う。 $N_e$  組のデータセットから、次式で与えられる重み付き局所線形平均法により、時刻  $t$  における PI ゲイン  $\mathbf{K}(t)$  を算出する。

$$\mathbf{K}(t) = \sum_{i=1}^{N_e} w_i \mathbf{K}(i), \quad \sum_{i=1}^{N_e} w_i = 1 \quad (3.13)$$

$w_i$  は選択された近傍データのうち、 $i$  番目の情報ベクトルに含まれる  $\mathbf{K}(i)$  に対する重みであり、次式で与えられる。

$$w_i = \frac{\exp(-d_{is}(i))}{\sum_{i=1}^{N_e} \exp(-d_{is}(i))} \quad (3.14)$$

ここで、 $d_{is}(i)$  は選択された近傍データのうち、 $i$  番目の情報ベクトルの距離を表す。上記の手順により、制御ゲインが現在のシステム状態に応じて、オンラインで適応的に変更される。

### 3.3 検証

油圧ショベルに提案法を適用し、以下の条件で実機検証を行った。

#### 3.3.1 検証条件

対象作業は掘削とする。本章では、Fig. 3.4 のようにアーム操作を操作者の入力  $u_h(t)$ 、ブーム操作をコントローラの入力  $u_c(t)$  となるように設定している。また、目標値  $r(t)$ 、出力  $y(t)$  は先行研究 [23] と同様にアタッチメント重心の合成速度を用い、人の操作に起因するシステムの内部状態量  $x(t)$  はアームのアクチュエータ速度を用いる。ここで、内部状態量  $x(t)$  にアームのアクチュエータ速度を選択した理由としては、合成重心速度  $y(t)$  の内部状態量のひとつが

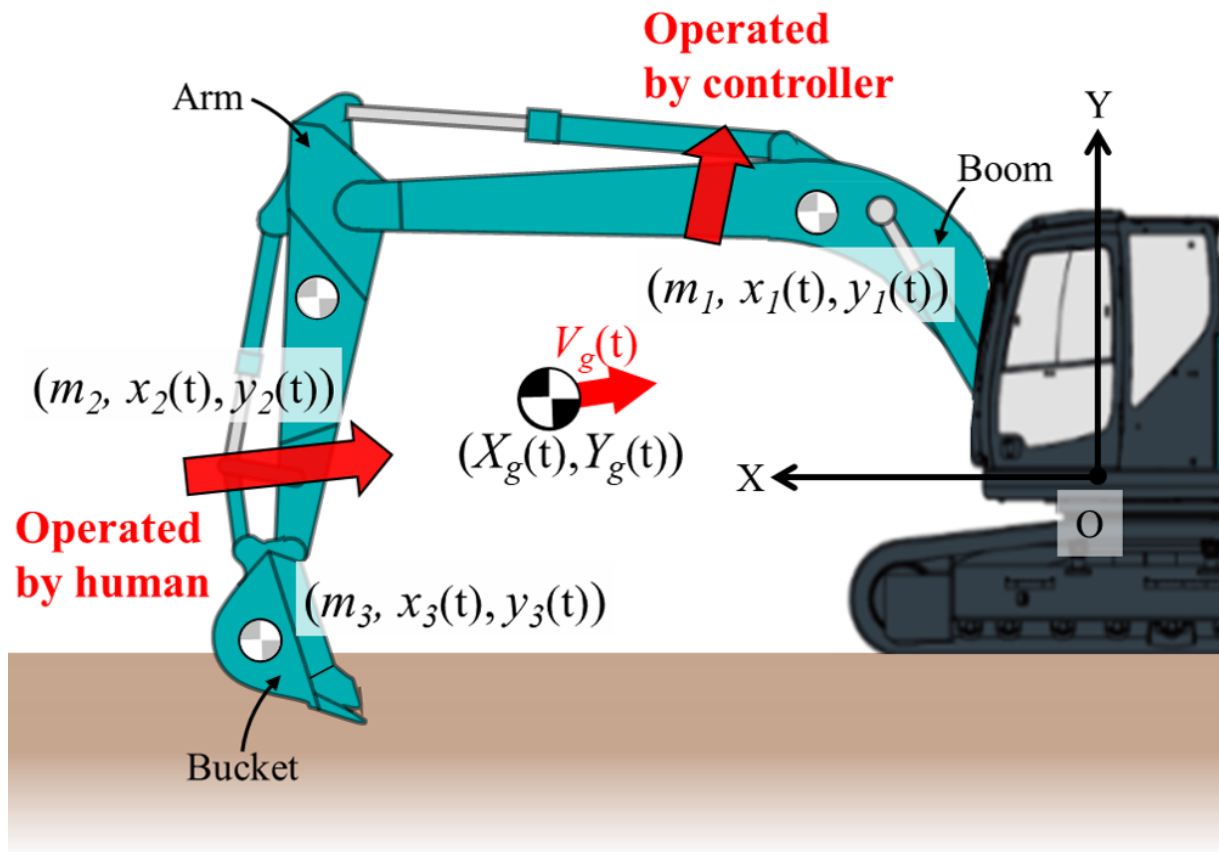


Fig. 3.4: Attachment motions and combined Center of Mass motion at the excavation work.

アームのアクチュエータ速度であり、人の操作  $u_h(t)$  が  $x(t)$  を介して  $y(t)$  に及ぼす影響をコントローラが把握することができれば、人の操作とコントローラ入力による機械挙動への出力干渉を考慮した制御系が設計できると考えたためである。アタッチメントの重心は、Fig. 3.4 に示すように、原点  $O$  を基準に以下の式に基づいて各要素の重心を合成することで算出する。

$$(X_g(t), Y_g(t)) = \left( \frac{\sum_{i=1}^3 m_i x_i(t)}{m_1 + m_2 + m_3}, \frac{\sum_{i=1}^3 m_i y_i(t)}{m_1 + m_2 + m_3} \right) \quad (3.15)$$

アタッチメントの各要素を添え字  $i$  で示し、1, 2, 3 はそれぞれブーム、アーム、バケットである。さらに、 $m_i$  は各要素の重量、 $x_i(t)$  および  $y_i(t)$  は Fig. 3.4 に示す座標系の時刻  $t$  における各要素の重心位置であり、算出可能とする。重心位置  $(x_i(t), y_i(t))$  は直接計測を行うか、アタッチメントの角度情報により算出できる。合成重心速度  $V_g(t)$  は式 (2.31) より得られる合成重心

座標より，以下の式で算出される。

$$V_g(t) = \sqrt{\left\{\frac{dX_g(t)}{dt}\right\}^2 + \left\{\frac{dY_g(t)}{dt}\right\}^2} \quad (3.16)$$

検証における油圧ショベルの初期姿勢は，Fig. 3.5 のようにバケットを地面に接地させる。また，掘削作業は初期姿勢から Fig. 3.5 に示すようにアームが鉛直姿勢となるまで行う。さらに，提案法の検証において，操作者の入力は従来法と比べるため再現性のある入力とする必要がある。そこで，本検証では油圧システムを用いたショベルの操作を，電気信号を用いて調整可能な油圧用バルブを取り付ける改造を実施している。検証にはコベルコ建機(株)製の 20 ton 級油圧ショベルを使用した。Fig. 3.6 にハードウェア構成の概略を示す。ブーム入力  $u_c(t)$  は式 (3.1) によってコントローラから入力が算出され，アーム入力  $u_h(t)$  は事前に設定した人の操作変動をを模擬した既定のレバーパターンが入力される。

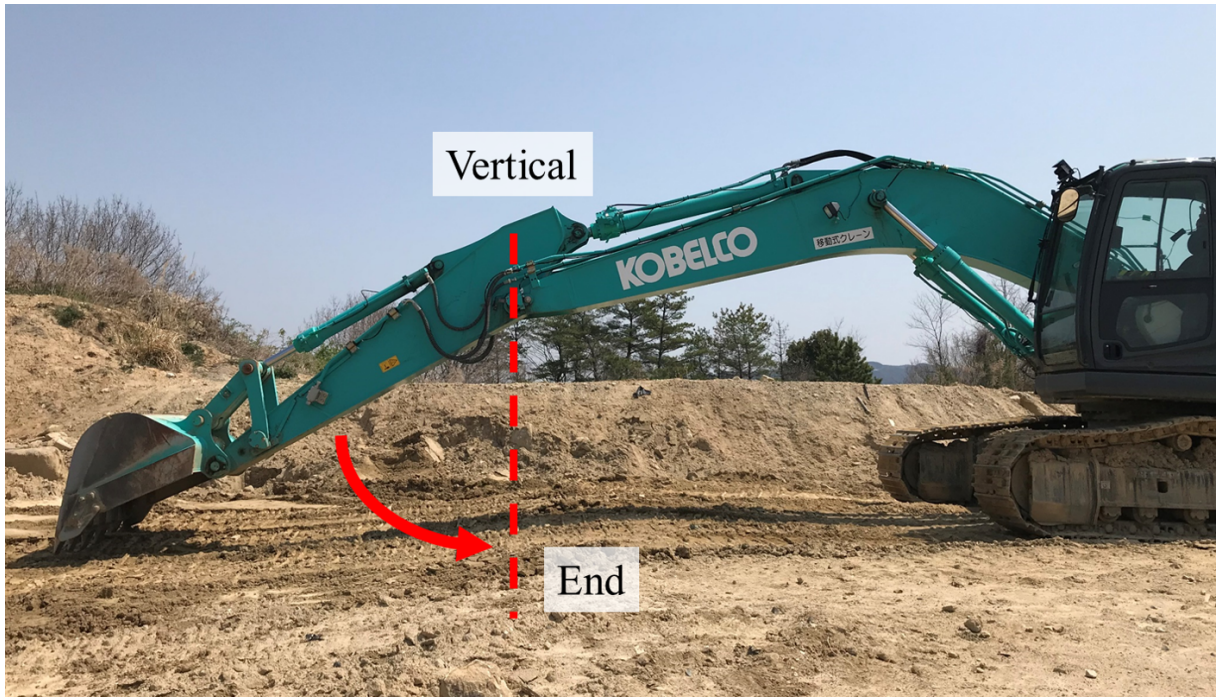


Fig. 3.5: Posture of experiment.

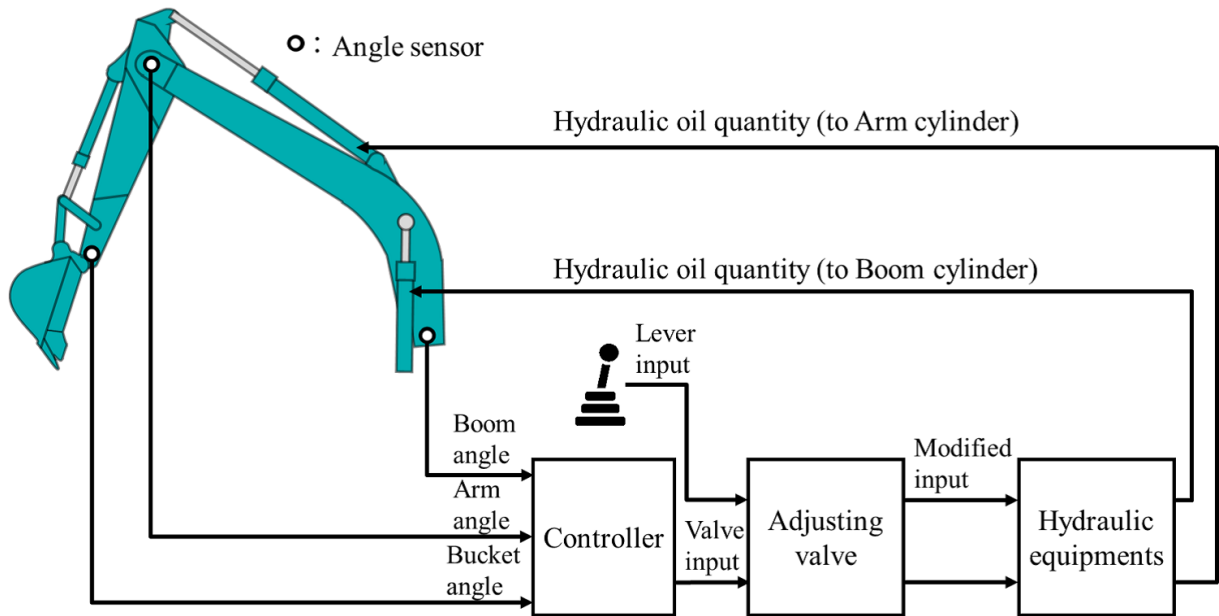


Fig. 3.6: Hardware configuration of control system.

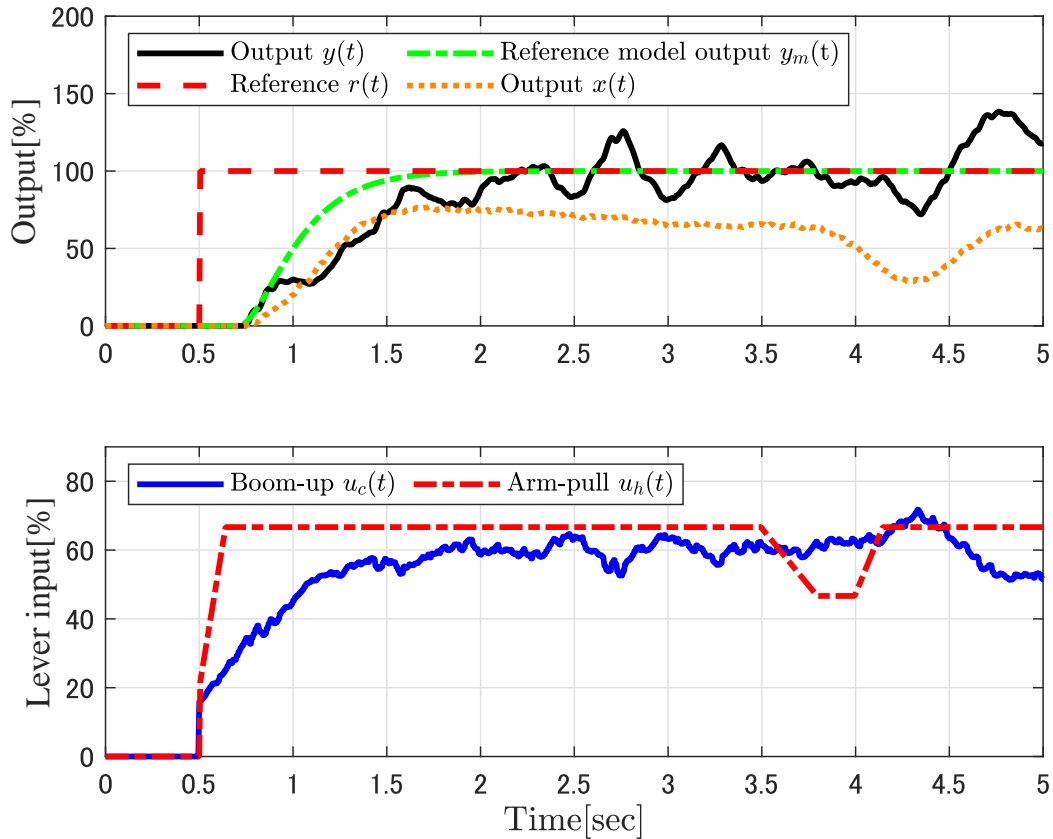


Fig. 3.7: Digging result of fixed parameter.

### 3.3.2 人の操作情報を考慮したデータベースの構築

初期実験データを取得するために、まず固定の制御ゲインを決定する必要がある。この決定法にも FRIT 法を用い、その値は下記の通りである。

$$K_p = 0.18, K_I = 0.008 \quad (3.17)$$

この制御ゲインで制御を行った結果を Fig. 3.7 に示す。ここで、制御量  $y(t)$  は式 (3.15) に示す  $X - Y$  座標系における合成重心速度  $V_g(t)$  とする。また、油圧ショベルへの入力量は操作量の最大値を 100%、出力であるアタッチメントの合成重心速度  $y(t)$  とアームのアクチュエータ速度  $x(t)$  は目標合成重心速度  $r(t)$  を 100% として正規化している。これは Fig. 3.7 以降の検証結果についても同様である。また、掘削作業では操作者のレバー操作であるアーム入力  $u_h(t)$

Table 3.1: User-specified parameters.

	conventional method	proposed method
Sampling time [sec]	$T_s = 0.01$	
Orders of the information vector	$n_y = 3, n_{uc} = 2$	$n_y = 3, n_{uc} = 2$ $n_x = 3, n_{uh} = 2$
Rise time	$\sigma = 0.30$	
Damping property	$\delta = 0$	

が入力されると同時に、既定のレバーパターンが入力される。レバーパターンは、人の操作変動により出力干渉の度合いが変化する条件において目標値追従性を検証するため、一定値で入力させた後に値を変動させる。具体的には、最初に最大操作量の約 65% が入力、維持され、その後、約 45% まで低下させ、最後に約 65% の入力に戻る。これは、後述の検証においても同様である。

Fig. 3.7 の結果より、固定の PI ゲインではシステム出力の立ち上がり区間において、設計した出力が得られていない。また、2.4[sec] 以降においては出力が変動しており、3.5[sec] 以降に人の操作を模擬したアーム入力  $u_h(t)$  が変動すると、目標値への追従性能が低下し、オーバーシュートも発生していることがわかる。この結果より、線形コントローラでは掘削作業時の負荷変動などにより油圧ショベルが有する非線形性に対応できておらず、さらに、人の操作変動による出力への干渉にも対応できていない。そこで、制御対象の有する非線形性に対応するためデータベース駆動型制御を用いることで、制御性能の向上を図る。Fig. 3.7 に示すデータを含め、数パターンを初期実験データとして用い、オフラインでデータベースの更新を行った。従来法と提案法のデータベースの更新条件、構造の情報を Table.3.1 に示す。

### 3.3.3 制御結果

#### 従来法（人の操作を考慮しないデータベース駆動型制御）

Fig. 3.8 に、従来法を用いて構築したデータベースによる制御結果を示す。ここで、 $y_m(t)$  は目標値  $r(t)$  に対する参照モデルの出力であり、近傍データ数  $N_e = 20$  とする。従来法では、Fig. 3.7 と比較して立ち上がり特性は向上しており、目標値に対する追従性性能が向上していることが確認できる。しかし、3.5[sec] に人の操作であるアーム入力  $u_h(t)$  が変動すると、目標値への追従性能が低下し、4.2[sec] 付近では目標値に対して約 35% の出力の変動が発生する。また、4.5[sec] 以降においては出力  $y(t)$  にオーバーシュートが生じている。さらに、3.5[sec] から人の操作が変動しているが、コントローラ入力  $u_c(t)$  の変化は 3.9[sec] 付近から変化している。そのため、人の操作をコントローラが把握できていないことで、十分な制御性能を得ることが出来ていないと考えられる。従来法では、データベースにアタッチメント重心の合成速度  $y(t)$  とブーム入力  $u_c(t)$  の情報しか格納されておらず、この情報から制御器のパラメータ調整を行っている。しかし、アタッチメント重心の合成速度  $y(t)$  は人が操作するアームの入出力  $u_h(t), x(t)$  の影響を受ける。そのため、人の操作が変動したときに、この情報をコントローラが把握していなければ、十分な制御性能を得ることができないと考えられる。また、オーバーシュート量を Fig. 3.7 と比較すると、Fig. 3.8 ではより大きな値となっており、従来法では稼働情報に基づいて制御器のパラメータ調整を行ったのにも関わらず、逆に制御性能を悪化させることに繋がることも想定される。したがって、人が操作するアームの入出力  $u_h(t), x(t)$  の変化を考慮し、油圧ショベルの出力干渉に応じた、適切なコントローラを得ることが必要である。

#### 提案法（人の操作を考慮したデータベース駆動型制御）

Fig. 3.9 に、提案法によって構築されたデータベースを用いて制御した結果を示す。提案法において、3.5[sec] 以降の目標値への追従性を従来法と比較すると、人の操作が変動しても目



標値への追従性が高く、オーバーシュート量は約 40% 低減されていることがわかる。また、人の操作  $u_h(t)$  の減少に応じてコントローラの入力  $u_c(t)$  も変化しており、約 55% から約 65% に増加している。その結果、油圧シヨベルの出力干渉に対応できており、出力の変動を抑え目標値に追従し、オーバーシュートを低減することができている。これは、データベースに人が操作するアームの入出力  $u_h(t), x(t)$  を格納することで、油圧シヨベルの非線形性に加え、人の操作変動による出力干渉にも対応して制御ゲインの算出を行い、状況変化に応じてコントローラの入力を調整できたためと考えられる。さらに、得られた制御ゲイン変化を考察すると、従来法では人の操作が変動を始める 3.5[sec] 以降で  $K_I(t)$  は変動的であり、低い値となる箇所がある。また、4.1[sec] 付近で目標値から外れる挙動となった際に即応的に対応するため、 $K_P(t)$  が高い値へ推移し、コントローラの入力  $u_c(t)$  も上昇しているが、同時に人の操作入力  $u_h(t)$  も元に戻ることでオーバーシュートが発生していると考えられる。一方、提案法では 3.5[sec] 以降で  $K_I(t)$  が高い値に推移しており、人の操作  $u_h(t)$  による影響を抑制し、目標値へ追従するようにコントローラ ( $u_c(t)$ ) が変化していることがわかる。このことは、人の操作した  $u_h(t)$  を式 (3.4) のように、情報ベクトルに含めたことによる効果であると言える。

以上より、人の操作が変化した場合でも提案法を適用することで、所望の出力特性を満足することが確認された。

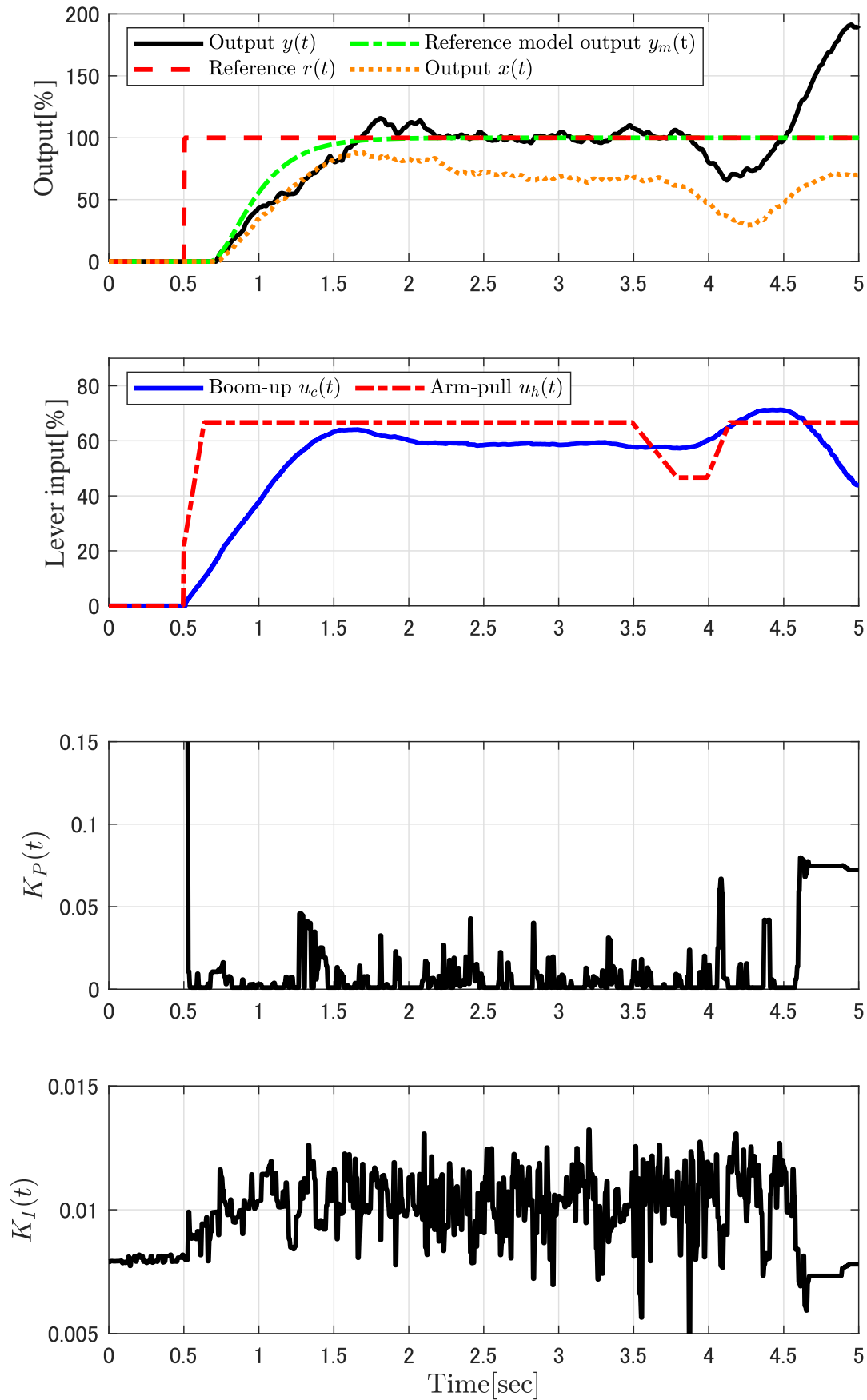


Fig. 3.8: Digging result of conventional method.

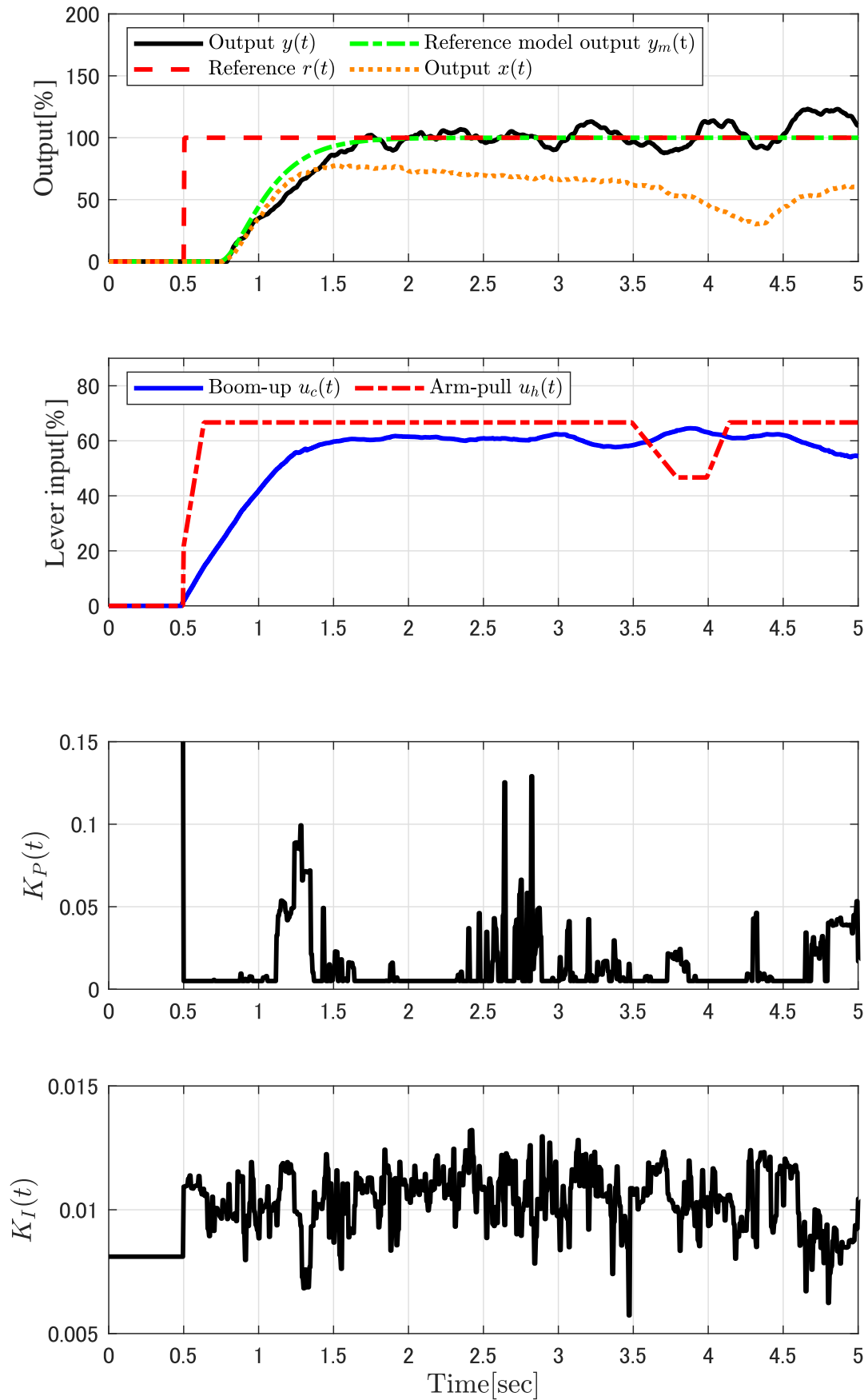


Fig. 3.9: Digging result of proposed method.

### 3.4 結言

本章では、人の変動的な操作入力と、コントローラによる操作入力によって、干渉の度合いが変化する油圧ショベルの支援制御においても所望の出力特性を実現するため、人の操作を考慮したデータベース駆動型制御を提案し、実システムで有効性の検証を行った。先行研究で提案されたデータベース駆動型アシスト制御では、人の操作を変動しないものと想定していた。しかし、油圧ショベルの作業を考えた場合、各アタッチメントを複合的に操作する必要があり、これらアタッチメントの動作はそれぞれの入力により干渉が発生する。そのため、システム上、出力が干渉する油圧ショベルにおいて人の操作変動による出力干渉に対応できず、所望の出力特性を得られない可能性があった。そこで、人の操作に起因する入出力データをデータベースに格納することで、人の操作による干渉度合いの変化を捉え、その変化に対応して制御パラメータを調整できる制御器設計とした。格納する人の操作に起因する出力データについては、システム出力の内部状態量を蓄積することで、人の操作量を介してこのシステム出力に及ぼす影響を陽に設計に反映した。これにより、人の操作によって油圧ショベルの特性や出力干渉の度合いが変化しても、適応的に制御ゲインが算出される。油圧ショベルの掘削作業を対象に検証を行い、人の操作が変動した場合においてその変動に対応して制御ゲインが適応的に調整され、このコントローラの変化により目標値への追従性が改善されることでその有効性を確認した。

現在、制御目標は熟練者データ等から決定しているため、今後は、作業データを活用して人に応じた制御目標を決定する方法の検討に取り組む。また、人の操作に対する協調だけでなく、より人の特性を考慮した検討 [41]-[44] を行い、人に優しい制御系の研究を行っていく。

# 第4章 人と機械の協調制御系における 操作支援度の設計

## 4.1 緒言

Society 5.0で述べられている一人一人の人間が中心となる社会では、多様性の価値も踏まえて取り組みを行うことが重要となっている [45, 46]。これにより、年齢や性別だけでなく、介護、育児など様々な背景をもつ人々でも社会活動に参画できるようにする必要がある。建設業界で考えると、これは建設機械を通して誰でも働ける現場を実現することであると考えられる。これまで、建設現場において作業を行う場合には、人が作業内容や建設機械の特性に合わせて操作を行っており、これには技量が必要なため、誰でも必要とされる生産性を実現できる状態ではなかった。しかし、これからは様々な背景をもつ人々に合わせていく必要があり、これには機械が人に合わせて変わり協調していく必要がある。人と機械が協調する例としては、自動車において、人の運転と自動運転のコントローラにより運転タスクを分担する研究が行われている。人の運転はヒューマンエラーを起しやすいことが知られており、一方、自動運転に関しては、現在のところ、意思決定と状況認識において制限を受けている。そこで、人と自動運転の両方の可能性を最大限に活用するための協調制御系が提案されている [47]。これにより、人と自動運転のコントローラが運転タスクを継続的に共有し、協調してこのタスクに取り組むことで、人は制御を維持しながらも運転を楽しむことができると述べられている。また、協調制御系を考える場合に生じる、人と自動運転のコントローラとの競合を抑える手法も取組まれている [48]。このように、人の操作に対してコントローラによる操作

支援を行うことにより、人が持つ能力を最大限発揮させることができると考えられる。

一方、油圧ショベルに対する操作支援の研究としては、データベース駆動型の掘削支援制御 [23] や、スミス補償器を用いた均し作業アシスト制御 [49] 等が提案されている。これらは、コントローラにより特定のアタッチメントの操作を制御することで、初心者でも優れた作業が行えるよう支援するものである。しかし、これらはコントローラによる操作支援が常に一定であり、アタッチメントの動作に人が介入できない。また、人に対応して調整がなされていないことから、自身の判断、操作により作業ができているという自己効力感が損なわれる可能性がある [7]。したがって、人が操作を主体的に行いながら、その人に応じてコントローラによる操作支援を変更し、誰でも優れた作業を行える人と機械が協調する操作支援システムが必要と考える。

操作支援を行う場合、人の特性に応じて操作支援は変更する必要があると考えられ、そのためには、まず対象となる人の特性を評価する必要がある。人の特性評価に関しては、制御工学の観点から人をコントローラと考え評価する研究 [50]、及び人間工学の観点から人の操作特性をモデル化する研究 [51, 52] 等が提案されている。しかしながら、人の特性は非線形時変システムであり、数式を用いたモデルとして表現することは容易ではない。そこで、データに表れる人の特性の違いを活用することを考える。近年、操業データを活用し、制御対象を数理モデルで表現することなく制御器を調整する、データ駆動型の制御器設計法が提案されている [16]-[18]。これらの手法を応用することで、表現することが難しい人の特性をデータから捉え、人に応じた操作支援の決定が可能になると考えられる。

本章では、油圧ショベルの掘削支援制御において、作業データに基づきコントローラによる操作支援度を自動調整する制御系を提案する。提案法では、人と PID 制御器の協調制御系から導出される一般化出力 [53] を定義し、これが制御対象の出力と等価になるように調整することで、操作支援度を自動調整する。油圧ショベルへの実機実装による検証により、その効果を確認する。

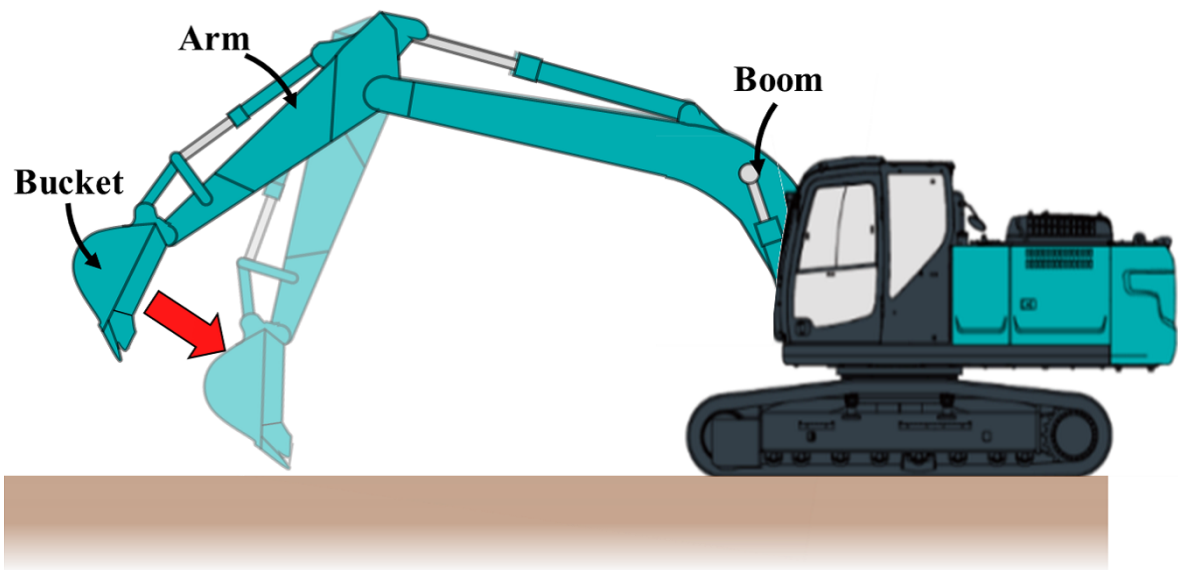


Fig. 4.1: Motion with only arm operated.

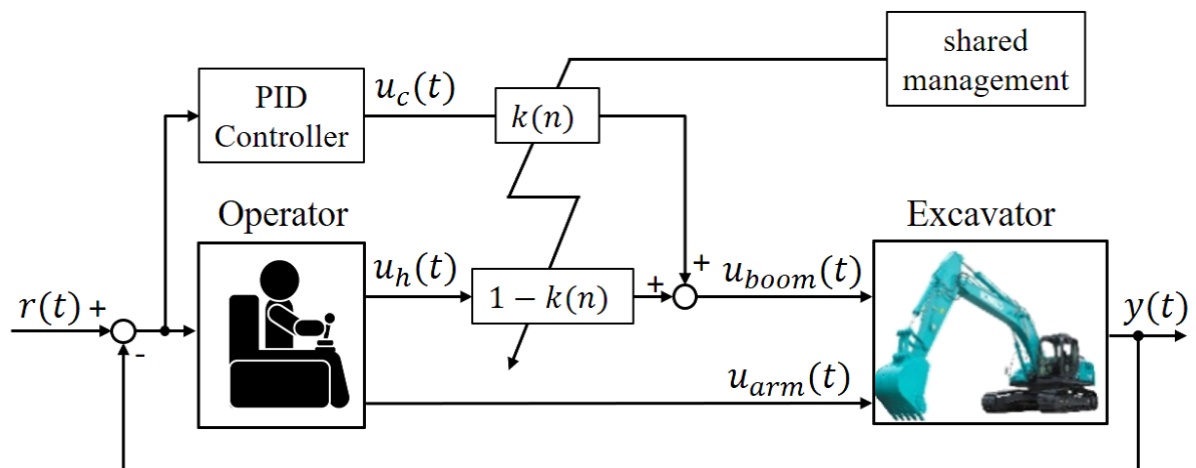


Fig. 4.2: Block diagram of shared control for a hydraulic excavator.

## 4.2 人と機械の適応協調制御系の設計

油圧ショベルは一般的にブーム、アーム、バケットのアタッチメントによって構成されており、オペレータはシートの左右に配置された操縦レバーを操作することで、複雑な作業を行う必要がある。例えば、アームのみを操作すると Fig. 4.1 に示すようにアタッチメントが回転運動を行い、アタッチメント先端の高さ位置が変化する。したがって、アタッチメント先端を水平に動かしながら掘削を行う場合、直線運動となるようにブーム操作も同時に調整する必要がある。このような複合操作には技量が求められ、誰でも優れた作業を行えるよう

にするにはコントローラによる操作支援が必要となる。そこで、Fig. 4.2 に示す制御系を構築することで、人による操作と PID 制御器による協調制御を行い、人の操作入力では不足している操作量をコントローラにより補う。ここで、 $k(n)$  は PID 制御器による操作支援度であり、作業データを活用することで算出され、 $n$  は作業回数を示す。また、 $u_{arm}(t)$  はアームの操作入力、 $u_{boom}(t)$  はブームの操作入力である。

#### 4.2.1 コントローラの制御則

油圧ショベルは、事前に計画された施工面に対して掘削や整地などの作業を行うため、その過程で目標値が変化しやすい。そのため、目標値が大きく変化する場合、一般的な PID 制御では操作量  $u_c(t)$  にキックが発生する可能性があり、次式の数値型 I-PD 制御則を適用する。

$$\Delta u_c(t) = K_I e(t) - K_P \Delta y(t) - K_D \Delta^2 y(t) \quad (4.1)$$

ここで、 $K_P(t), K_I(t), K_D(t)$  はそれぞれ比例ゲイン、積分ゲイン、微分ゲインを示している。また、 $\Delta$  は差分演算子で  $\Delta := 1 - z^{-1}$ 、 $z^{-1}$  は時間遅れ作用素で  $z^{-1}y(t) = y(t-1)$  を意味する。さらに、 $e(t)$  は制御偏差であり、目標値  $r(t)$  とシステム出力  $y(t)$  により以下で定義される。

$$e(t) := r(t) - y(t) \quad (4.2)$$

さらに、油圧ショベルに入力される  $u_{boom}(t)$  は、コントローラと人の入力  $u_c(t), u_h(t)$  が操作支援度  $k(n)$  によって調整され、式 (4.1) を用いて以下の式で表される。

$$\begin{aligned} \Delta u_{boom}(t) &= \{1 - k(n)\} \Delta u_h(t) + k \Delta u_c(t) \\ &= \{1 - k(n)\} \Delta u_h(t) \\ &\quad + k(n) \{K_I e(t) - K_P \Delta y(t) - K_D \Delta^2 y(t)\} \end{aligned} \quad (4.3)$$



ただし、操作支援度  $k$  は  $0 < k(n) \leq 1$  である。

## 4.2.2 Shared Management による操作支援度の算出

ここでは、人の特性に応じて操作支援度を変更する機能を Shared Management と呼ぶ。人の特性は置かれている環境や作業状況によって変化するため、数理モデルでの表現は容易ではない。そこで、人の特性を含む作業データを活用し、人と機械の協調制御系から導出される一般化出力を用いる [53]。この一般化出力が制御対象の出力と等価になるように  $k(n)$  を調整することで、人に応じて所望の制御性能となる操作支援度  $k(n)$  を得ることができる。以下に、具体的な方法について説明する。

まず、式 (4.3) を変形することで、以下の式が得られる。

$$\begin{aligned} \Delta u_{boom}(t) - \{1 - k(n)\} \Delta u_h(t) + k(n) K_I y(t) \\ + k(n) K_P \Delta y(t) + k(n) K_D \Delta^2 y(t) - k(n) K_I r(t) = 0 \end{aligned} \quad (4.4)$$

ここで、 $k(n) \neq 0, K_I \neq 0$  と仮定すると式 (4.4) の両辺を  $k(n) K_I$  で除することができ、以下の式が得られる。

$$\begin{aligned} y(t) + \frac{\Delta}{k(n) K_I} [u_{boom}(t) - \{1 - k(n)\} u_h(t) \\ + k(n) K_P y(t) + k(n) K_D \Delta y(t)] - r(t) = 0 \end{aligned} \quad (4.5)$$

さらに、次式で一般化出力  $\Phi(t)$  を定義する。

$$\begin{aligned} \Phi(t) := y(t) + \frac{\Delta}{k(n) K_I} [u_{boom}(t) - \{1 - k(n)\} u_h(t) \\ + k(n) K_P y(t) + k(n) K_D \Delta y(t)] \end{aligned} \quad (4.6)$$

式(4.5), (4.6)より, 次の関係が得られる。

$$\Phi(t) = r(t) \quad (4.7)$$

制御の目的はシステム出力  $y(t)$  を望ましい参照モデル  $G_m(z^{-1})$  の出力  $y_m(t)$  に追従させることである。ここで, 所望の動特性を有する参照モデル  $G_m(z^{-1})$  とその出力  $y_m(t)$  は以下のように表される。

$$y_m(t) = G_m(z^{-1})r(t) \quad (4.8)$$

$$G_m(z^{-1}) = \frac{z^{-(d+1)}P(1)}{P(z^{-1})} \quad (4.9)$$

なお,  $P(z^{-1})$  は参照モデルの特性多項式であり, 次式で表される [29]。また,  $d$  はシステムのむだ時間を表しており, 既知とする。

$$P(z^{-1}) = 1 + p_1z^{-1} + p_2z^{-2} \quad (4.10)$$

$$\left. \begin{aligned} p_1 &= -2 \exp\left(\frac{-\rho}{2\mu}\right) \cos\left(\frac{\sqrt{4\mu-1}}{2\mu}\rho\right) \\ p_2 &= \exp\left(-\frac{\rho}{\mu}\right) \\ \rho &:= \frac{T_s}{\sigma} \\ \mu &:= 0.25(1-\delta) + 0.51\delta \end{aligned} \right\} \quad (4.11)$$

$T_s$  はサンプリング時間,  $\sigma, \delta$  はそれぞれ制御系の立ち上がり特性, 減衰特性を示しており, 所望の特性に合わせて, 設計者が任意に設定を行う。つぎに, 評価関数  $J$  を以下のように定義

する。

$$J(k) := \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varepsilon(t)^2 \quad (4.12)$$

ここで、 $N$ は対象とする作業における入出力データの総ステップ数であり、ダイナミクスを評価するため、 $T_s$ と $\sigma$ を用いて以下のように定義される。

$$N := \frac{3\sigma}{T_s} \quad (4.13)$$

また、誤差 $\varepsilon(t)$ は以下のように定義される。

$$\varepsilon(t) := G_m(z^{-1})\Phi(t) - y(t) \quad (4.14)$$

評価関数 $J$ の最小化を行うことにより以下に示すような最適化が実行される。

$$G_m(z^{-1})\Phi(t) \rightarrow y(t) \quad (4.15)$$

このとき、式(4.6)より、最適化すべき変数は操作支援度 $k(n)$ である。十分に最適化が実行されたとき、次式の関係が得られる。

$$G_m(z^{-1})\Phi(t) = y(t) \quad (4.16)$$

Fig. 4.3において、式(4.7)より協調制御系への入力と参照モデルへの入力は同じである。さらに、式(4.16)より協調制御系の出力と参照モデルの出力も同じである。よって、最適化された操作支援度 $k(n)$ を適用することで、協調制御系の特性を参照モデルの応答と一致させることができる。なお、人とPID制御器、油圧ショベルから構成される協調制御系の応答は線形時不変システムであると仮定している。また、式(4.12)に示す評価関数の値が0にならない

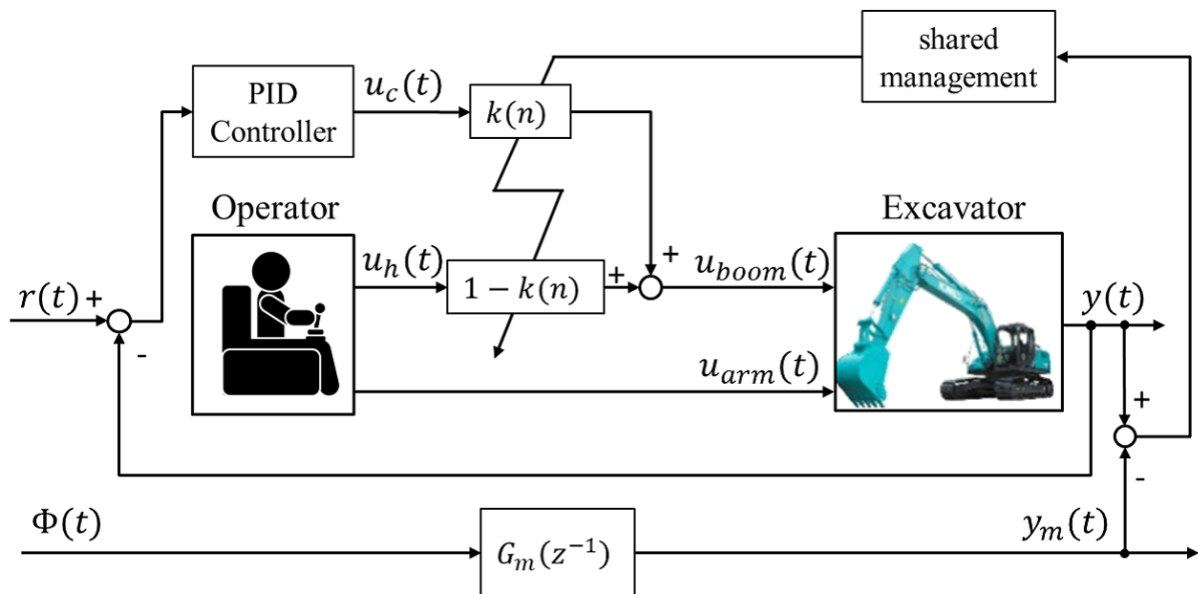


Fig. 4.3: Block diagram of calculation the assist rate for shared control.

い場合もある。その場合、操作支援度  $k$  が定義されている範囲  $0 < k(n) \leq 1$  において、評価関数の値が最小となる操作支援度を採用する。このとき採用された操作支援度の設定で操作を行った場合、コントローラによる操作支援により目標値に追従しようとするが、参照モデルに設定されているダイナミクスとは異なる挙動を示す。

## 4.3 検証

油圧ショベルに提案法を適用し、以下の条件で実機検証を行った。

### 4.3.1 検証条件

対象作業)

土山の形状は四角錐台であり、この山から土を削る掘削作業とする。(Fig. 4.4 参照)

また、効率の良い作業を 1. 水平に掘削, 2. 掘削作業終了時に土がバケット一杯となることとする。ただし、掘削作業はバケット 1 個分の幅に対して行う。

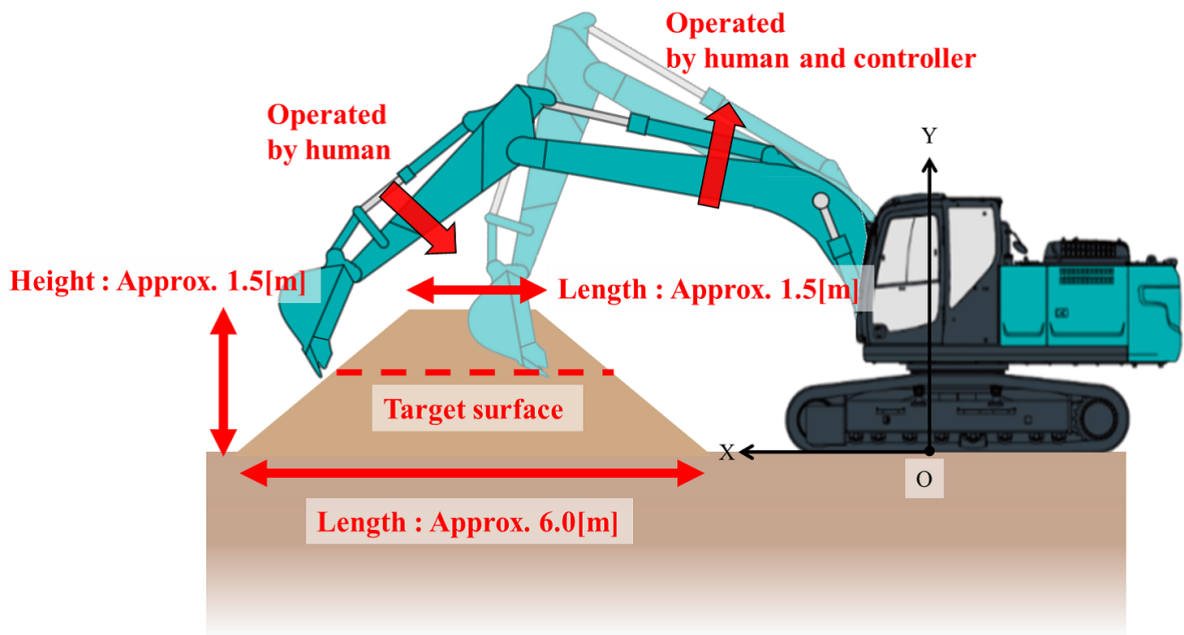


Fig. 4.4: Posture of experiment and Target surface.

#### 初期姿勢)

掘削作業開始時に自重落下とならないよう、バケット先端は接地させておく。ただし、このときのバケット先端は被験者が上記作業条件を満たすと判断した高さとする。

#### 操作方法)

Fig. 4.4 に示すようにアーム操作は人が行い、ブーム操作は式 (4.3) に示す  $u_{boom}(t)$  によって操作される。また、掘削作業 1 回目の操作支援度  $k$  の値は 0 とする。

#### 検証手順)

掘削作業は、一度油圧ショベルの手前までバケットを水平に移動させることとし、この掘削作業を終える度に操作支援度は算出され、次の掘削作業時に適用される。このとき同時に、目標施工面も更新される。

座標系は Fig. 4.4 に示すものとし、バケット爪先の高さを  $y(t)$  とする。バケット爪先位置  $y(t)$  は直接計測を行うか、アタッチメントの角度情報より算出可能である。また、初期土山形状を Fig. 4.4 に示す。事前にこの土山情報を車載コントローラに記憶させておき、掘削作業を

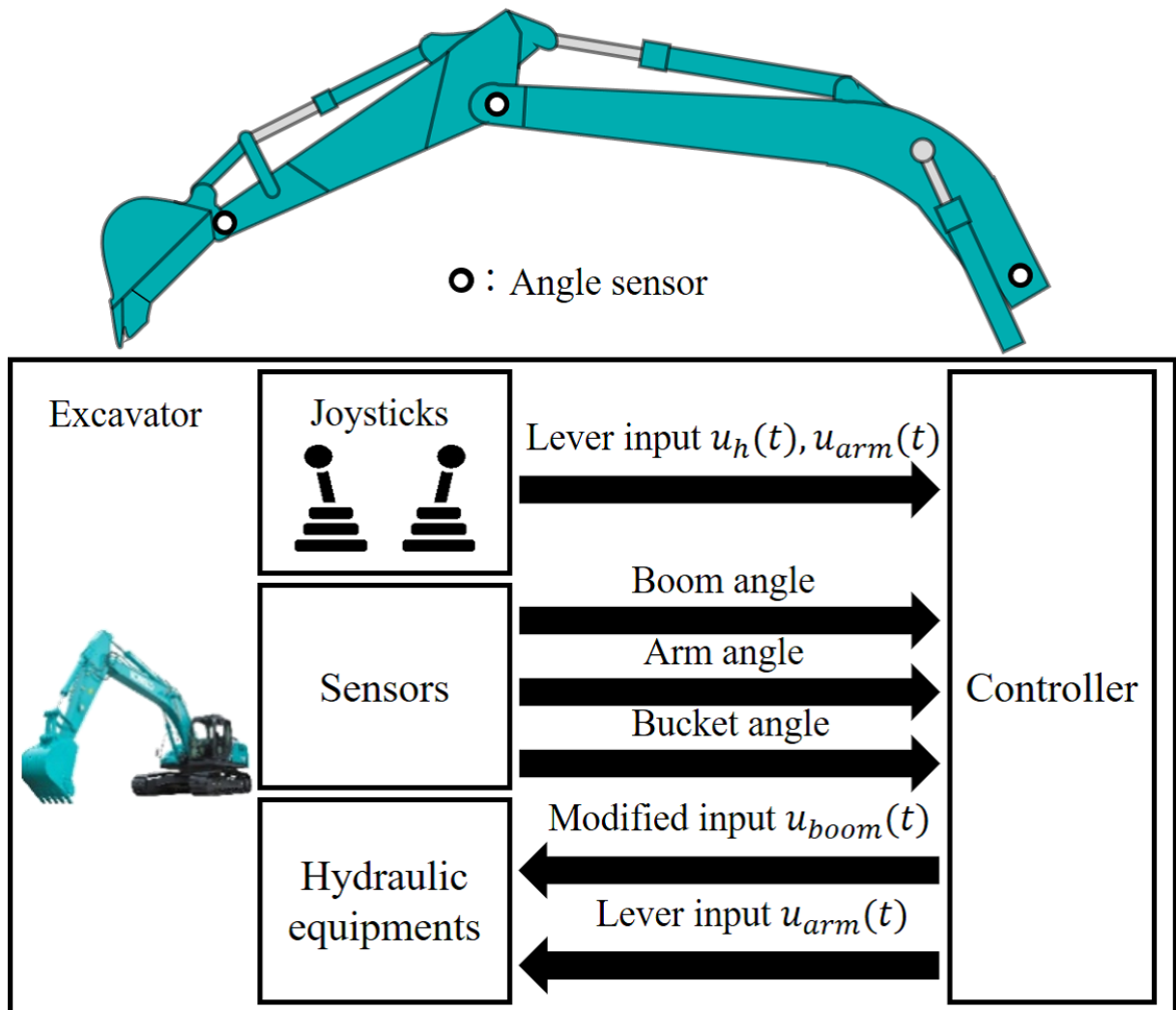


Fig. 4.5: Hardware configuration of control system.

終わる度にバケット爪先位置  $y(t)$  の軌跡情報を使用することで、現在の土山形状を更新する。さらに、バケット容量は JIS 規格で定められており、加えてバケット幅は既知であるため、これらの情報から体積の算出が可能となり、効率の良い作業となる目標施工面  $r(t)$  を算出、更新することができる。実験にはコベルコ建機(株)製の 20 ton 級油圧ショベルを使用した。ただし、人の操作量を変化する機器は搭載されていないので、本検証でも油圧システムを用いたショベルの操作を、電氣的に制御可能な油圧調整用バルブを取り付ける改造を施している。Fig. 4.5 にハードウェア構成の概略を示す。

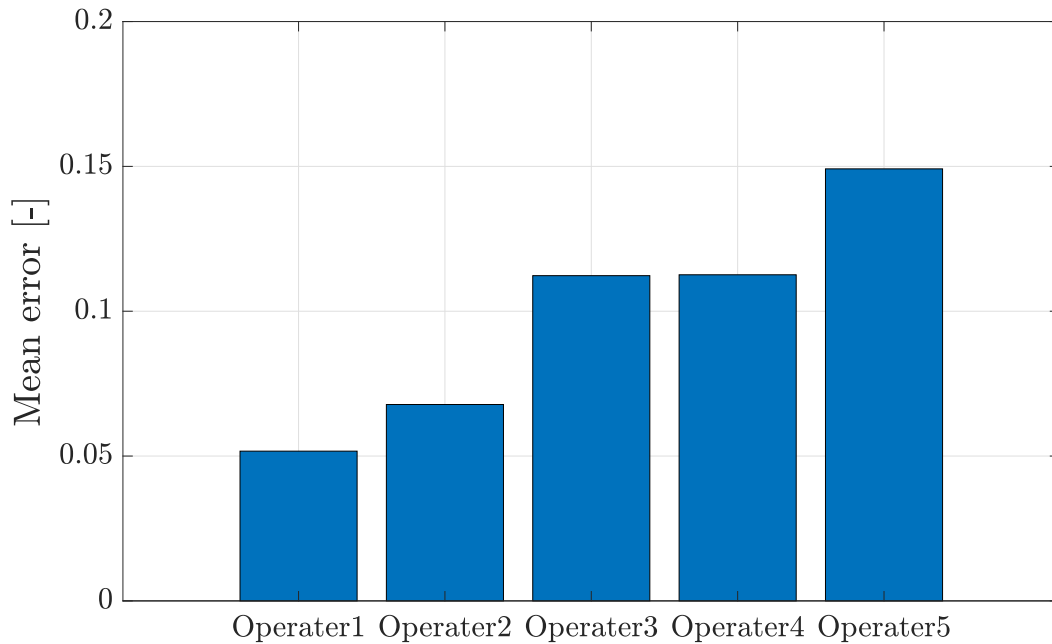


Fig. 4.6: Mean error for manual operation relative to target value.

### 4.3.2 結果

本章では、油圧ショベルの操作経験者5名に対して事前にインフォームド・コンセントを得た上で検証を行った。参照モデル  $G_m(z^{-1})$  のパラメータは  $T_s = 0.01, \sigma = 0.7, \delta = 0.0$  である。また、PID ゲインは  $K_P = 0.9, K_I = 0.005, K_D = 1.5$  であり、参照モデルの応答を示す掘削動作となるよう試行錯誤的に決定している。

まず、Fig. 4.6 に手動操作で掘削作業を行ったときの目標施工面  $r(t)$  に対する誤差の平均を示す。ここで、出力であるバケット爪先の高さ  $y(t)$  と目標施工面高さ  $r(t)$  は初期土山形状の高さ  $r_0$  を 100%、油圧ショベルへの操作入力は最大値を 100% として正規化している。そのため、目標施工面  $r(t)$  に対する誤差は以下の式で算出される。

$$Meanerror = \frac{1}{N_0} \sum_{t=1}^{N_0} \left| \frac{r(t) - y(t)}{r_0} \right| \quad (4.17)$$

ここで、 $N_0$  は作業データの総ステップ数を示し、ここでは  $N_0 = 500$  である。さらに、ブーム

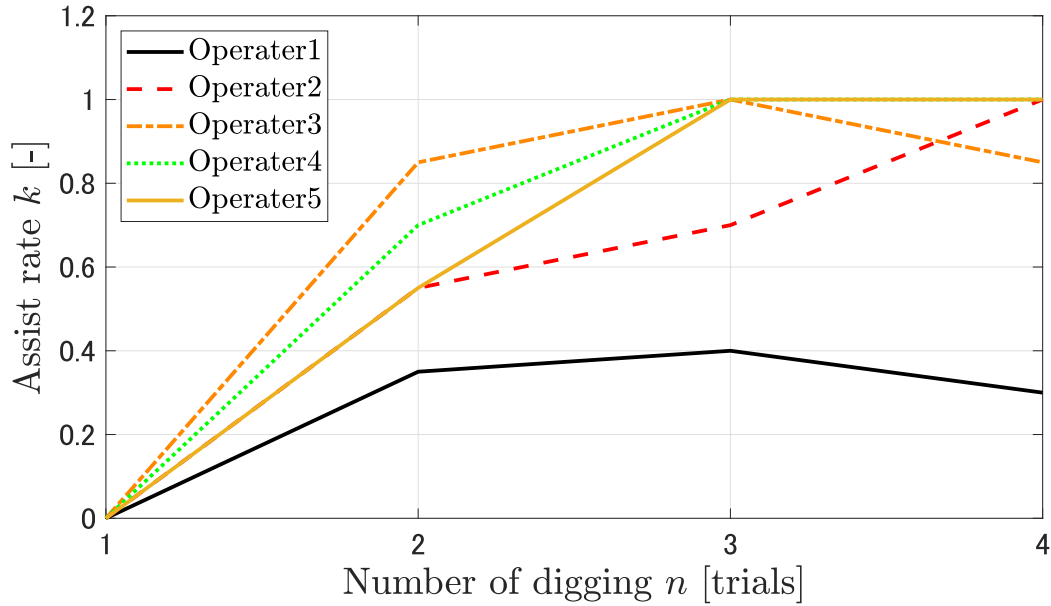


Fig. 4.7: Compute assist rate to suit operator.

の操作入力に対する協調制御は人のブーム操作  $u_h(t)$ 、アーム操作  $u_{arm}(t)$  の両方が入力されていることを条件とし、それ以外の条件においては、ブームは式(4.3)による  $u_{boom}(t)$  ではなく、人のブーム操作  $u_h(t)$  が入力される。Fig. 4.6 より、5名の被験者の作業精度は一律ではなく、被験者によって差異がある。次に、提案法を用いて掘削作業を行ったときの操作支援度  $k$  の推移を Fig. 4.7 に示す。Fig. 4.6,4.7 より、作業精度が高い被験者の操作支援度  $k$  は低く、逆に作業精度が低い被験者は操作支援度  $k$  が高くなる傾向を示していることがわかる。さらに、掘削作業を進める毎に操作支援度  $k$  が1に近づく傾向があるが、これはアタッチメントの非線形性により深くなるにつれてアーム操作による高さ方向への寄与が大きくなり、より操作が難しい作業条件に変化しているためだと考えられる。加えて、Fig. 4.8 に協調操作で掘削作業を行ったときの目標施工面  $r(t)$  に対する誤差の平均を示す。Fig. 4.6 と比較して全被験者において作業精度が向上しており、協調制御が生産性向上に寄与している。また、Fig. 4.9,4.10,4.11 に作業精度に差異が見られた被験者1、被験者2、被験者5の掘削作業毎の結果を抽出し、操作支援度  $k$  と誤差の平均を示す。Fig. 4.10 より、掘削作業1回目から3回目にかけての作業精度の低下に対応して、その作業データから算出された操作支援度  $k$  も掘削作業2回目から4回



目で上昇している。一方、Fig. 4.9,4.11 では、掘削2回目の誤差が同程度ではあるものの、その作業データから算出された掘削作業3回目の操作支援度 $k$ は異なる値となっている。ここで、この差異に対する考察を行うため、Fig. 4.12に被験者1、Fig. 4.13に被験者5の掘削作業2回目のデータを示す。提案法は、バケット爪先高さの応答 $y(t)$ と参照モデルの応答 $y_m(t)$ の差を評価することにより、操作支援度 $k$ を調整している。そこで、以下の式で定義される積分二乗誤差 (Integral square error : ISE) により、Fig. 4.12,4.13の結果を比較する。ここで、式(4.17)と同様に $N_0$ は作業データの総ステップ数を示す。

$$ISE := \frac{1}{N_0} \sum_{t=1}^{N_0} \{y(t) - y_m(t)\}^2 \quad (4.18)$$

参照モデルの応答 $y_m(t)$ に対する積分二乗誤差は被験者1は0.45、被験者5は1.03となり、被験者1は被験者5より誤差が小さいため、操作支援度 $k$ が低く算出されていると考えられる。なお、コントローラによる操作支援は人の操作に影響を与え、操作支援度が高い値になることで逆に人の操作を阻害することも考えられる。本章の検証条件において、掘削作業中に操作支援度 $k$ を直接被験者が知ることは出来ないが、検証後の被験者の意見と算出された操作支援度 $k$ を比較することで、一定値以下であれば、コントローラの操作支援による操作に対する阻害感は無いという結果が得られている。しかし、理論に基づく検証が不十分であり、人の操作感と操作支援度 $k$ の関連性を検討する必要がある。例えば、適切な操作支援度の調整は人の成長、精神的な疲労度の軽減や自己効力感によるモチベーション維持に繋がるのが考えられる。現状では定量的に評価できていないが、今後は制御工学の観点からだけでなく、人間工学の観点からも考察を進める。

以上より、人のモデル化を行うことなく作業データに基づき、人に応じて操作支援度が自動算出できることを確認した。

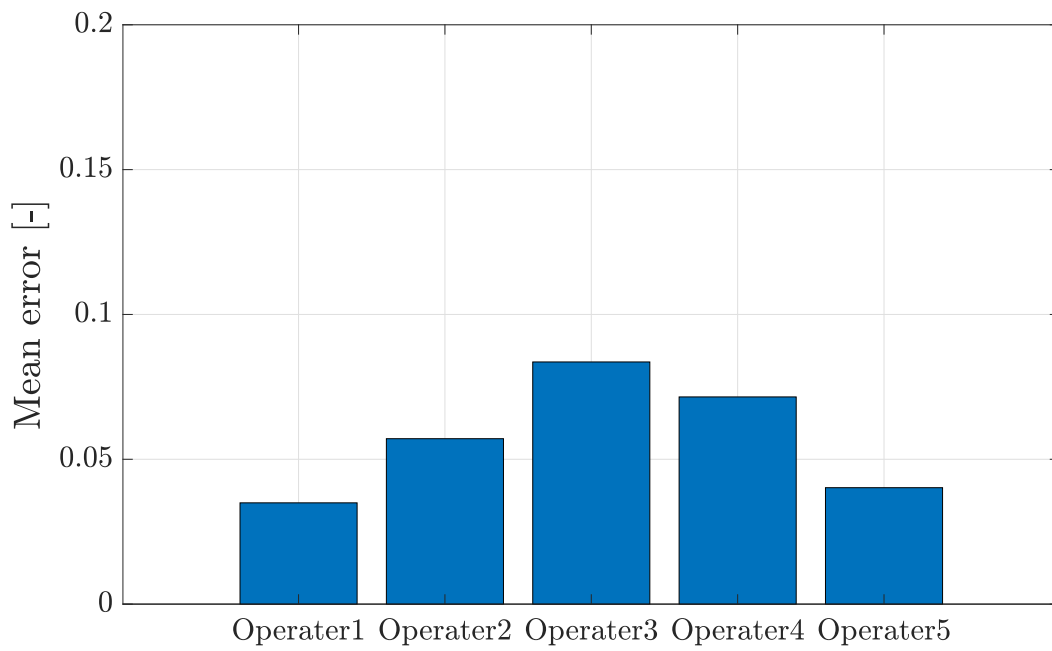


Fig. 4.8: Mean error for shared operation relative to target value.

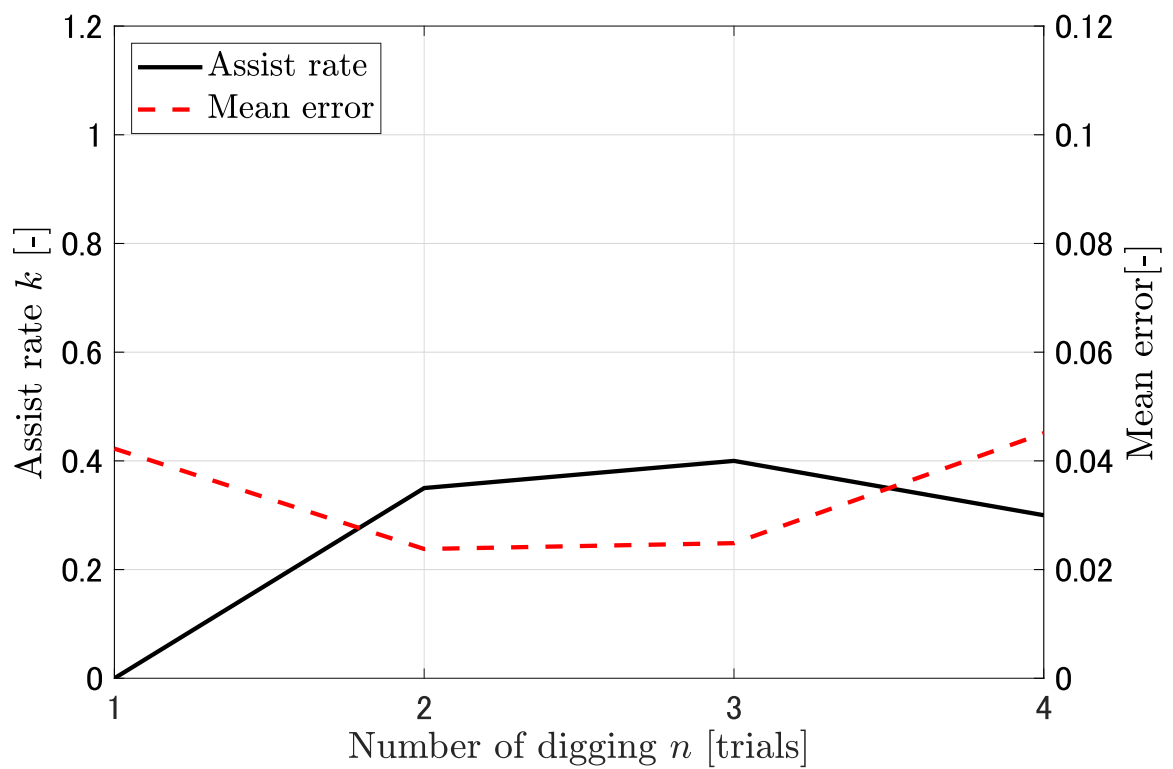


Fig. 4.9: Assist rate and mean error for Operator 1.

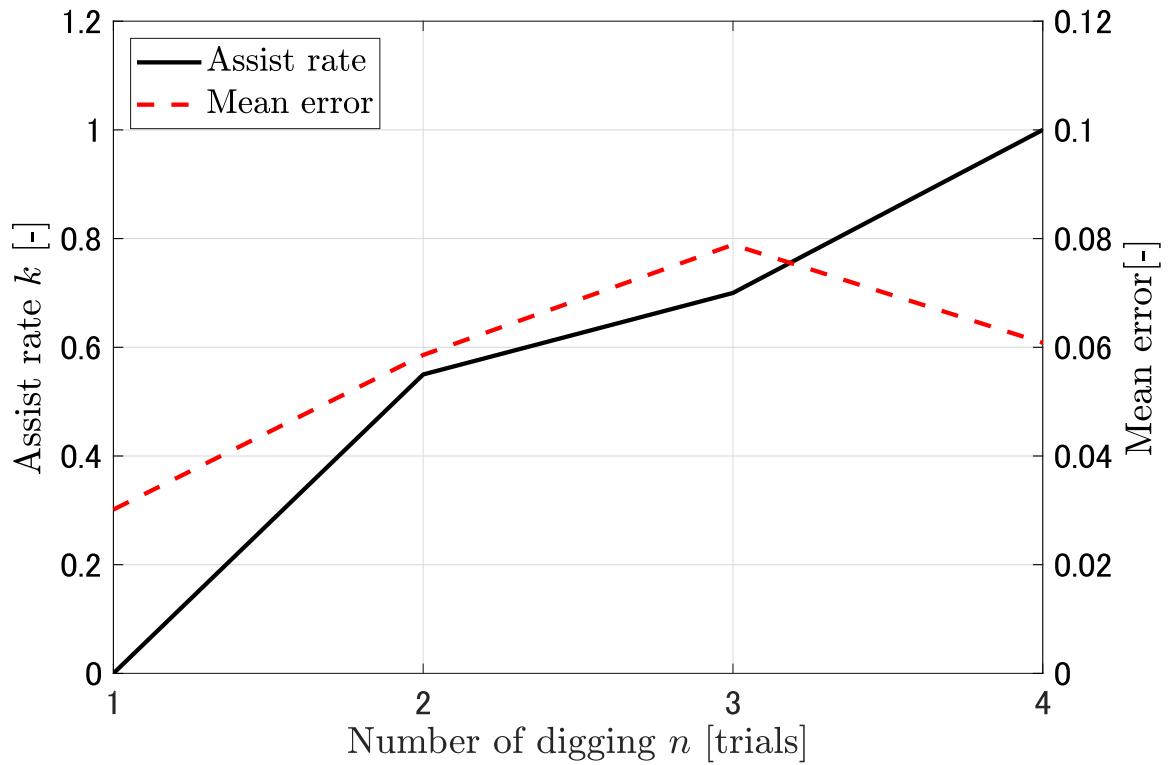


Fig. 4.10: Assist rate and mean error for Operator 2.

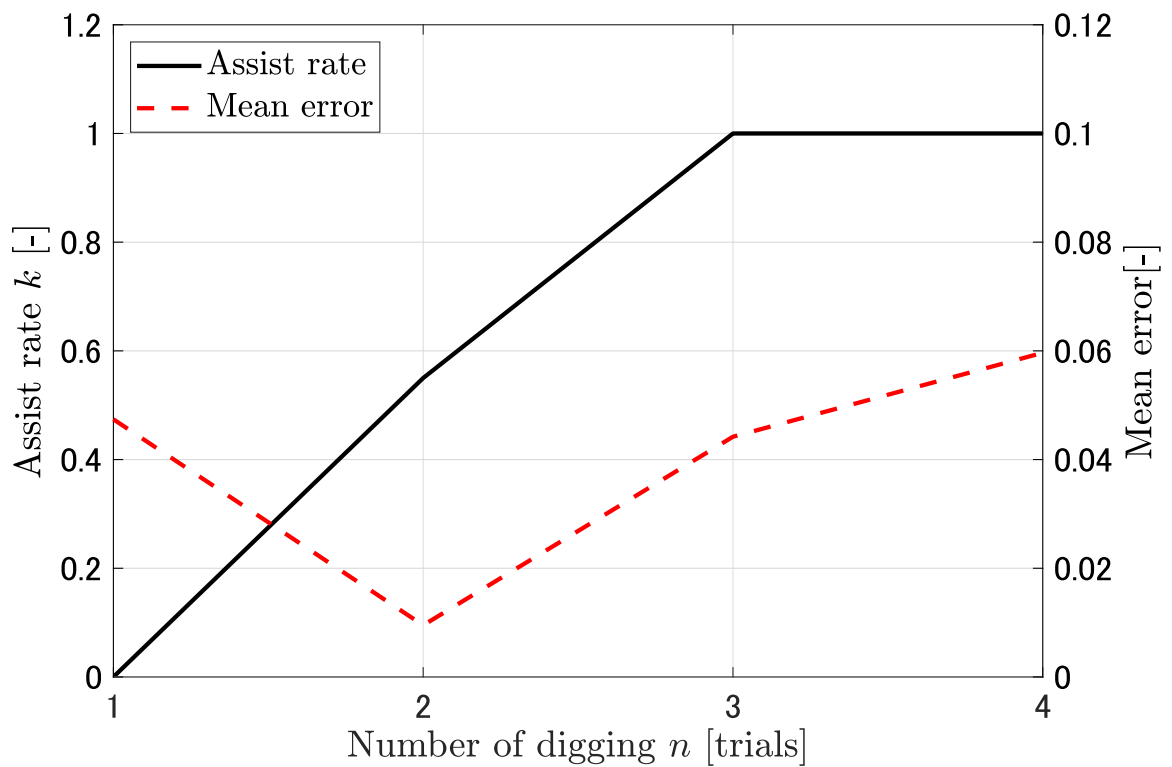


Fig. 4.11: Assist rate and mean error for Operator 5.

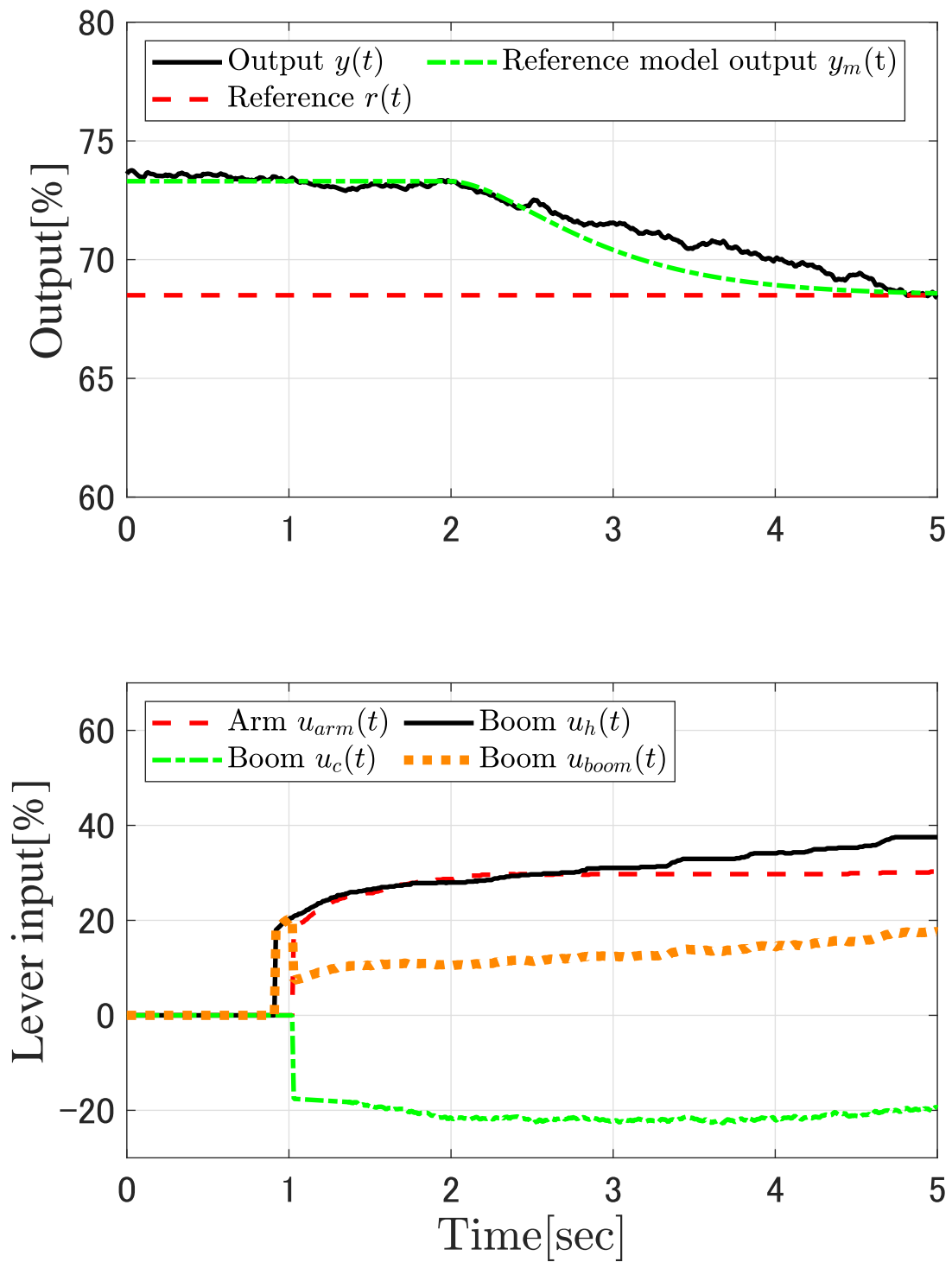


Fig. 4.12: Shared control results for operator 1. (Assist rate  $k$  : 0.35)

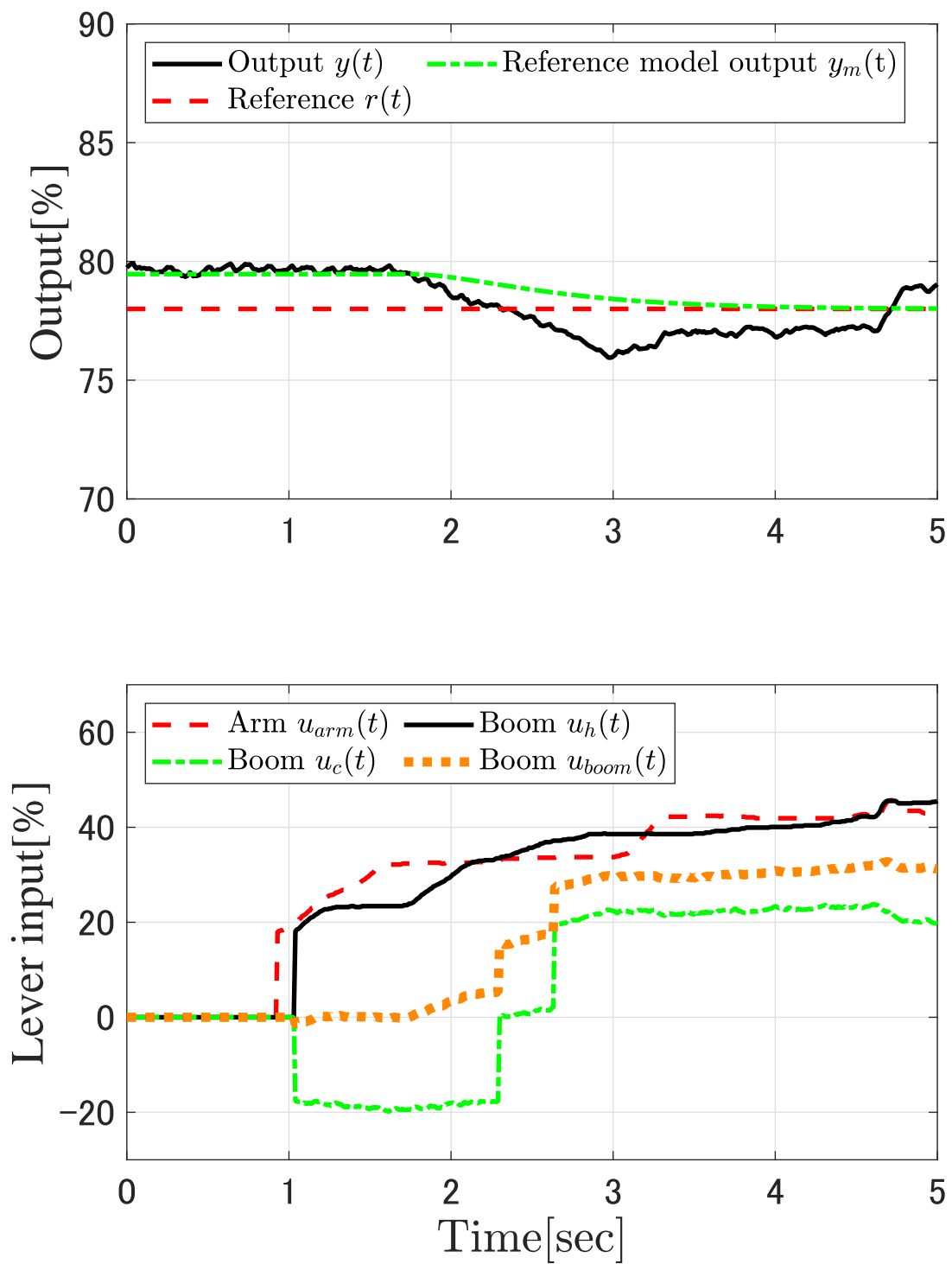


Fig. 4.13: Shared control results for operator 5. (Assist rate  $k$  : 0.55)

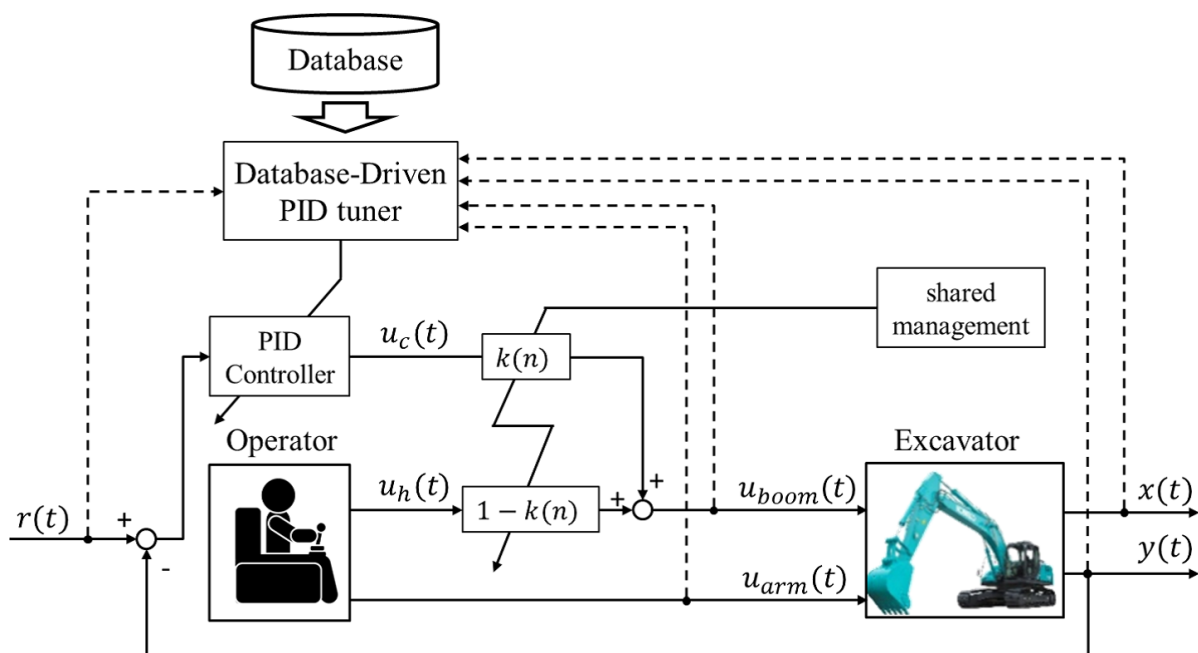


Fig. 4.14: Block diagram of database-driven shared control.

## 4.4 データベース駆動型制御による検証

前章における検証では、制御器のパラメータを固定としており、システム特性の一つであるむだ時間が変化した場合や、人の操作により出力干渉の度合いが変化した場合に対応できないことが考えられる。そこで、2,3章で述べた手法を適用することでこれらの課題に対応する。Fig. 4.14 に構築する制御系を示す。データベースに人と制御器が協調した入力に起因するシステムの入出力  $u_{boom}(t), y(t)$  だけでなく、人の操作入力  $u_{arm}(t)$  とそれに起因する観測可能なシステムの内部状態量  $x(t)$  を格納する。さらに、これらのデータを格納し、むだ時間も考慮した上で参照モデルに基づいてデータベースの更新を行う。これにより、むだ時間だけでなく、人の操作入力の干渉により油圧ショベルの特性が変化しても、その状態に対応して制御器が調整される。

#### 4.4.1 データベースを用いた制御ゲインの調整

本章では、式 (4.1) の速度型 I-PD 制御則を適用する。また、3 章と同様に PID ゲインをデータベース駆動型アプローチに基づいて調整することを考える。

##### 初期データベースの構築

固定の PID ゲインを用いて得られた実験データ  $r(t), y_0(t), u_{boom0}(t), x_0(t), u_{arm0}(t)$  により、初期データベースは以下のように構成される。このとき、式 (4.1) における操作支援度  $k(n)$  は 1 とすることで、コントローラの入力  $u_c(t)$  のみがブームに入力されるようにする。

$$\Phi(j) := [\bar{\phi}(j), \mathbf{K}(j)], \quad j = 1, 2, \dots, N_0 \quad (4.19)$$

ここで、 $j$  は各時刻を表す  $t$  と異なり、データベース内のデータセットの順番を表す。また、 $N_0$  はデータセットの総数を示す。さらに、各データセットに格納されている  $\bar{\phi}(j)$  と  $\mathbf{K}(j)$  は、データ取得時の時刻  $t$  におけるシステム状態を表す情報として式 (4.20) 及び式 (4.21) により与えられる。本章では、 $\bar{\phi}(j)$  は情報ベクトルと呼ぶものとする。

$$\begin{aligned} \bar{\phi}(t) := & [r(t+1), r(t), y_0(t), \dots, y_0(t-n_y+1), \\ & u_{boom0}(t-1), \dots, u_{boom0}(t-n_{uboom}+1), \\ & x_0(t), \dots, x_0(t-n_x+1), \\ & u_{arm0}(t-1), \dots, u_{h0}(t-n_{uarm}+1)] \end{aligned} \quad (4.20)$$

$$\mathbf{K}(t) := [K_P(t), K_I(t), K_D(t)] \quad (4.21)$$

なお、式(4.20)において  $n_y, n_{u_{boom}}, n_x, n_{u_{arm}}$  はそれぞれ  $y(t), u_{boom}(t), x(t), u_{arm}(t)$  の次数を表す。また、本節では固定のPIDゲインを用いてデータベースを構築するため  $\mathbf{K}(t)$  は時間変化しないが、次節のデータベースの学習によりPIDゲインは時間変化することになる。

### FRIT法を用いた初期データベースの学習

所望の出力を得るため、FRIT法を用いてデータベースのオフライン学習を行う。FRIT法は、システム特性が未知であっても、1回の実験によって得られたシステムの入出力データを使用して算出される擬似参照入力  $\tilde{r}(t)$  によって、制御器の制御ゲインをチューニングする方法である。擬似参照入力  $\tilde{r}(t)$  は制御器と実験データ  $u_{boom0}(t), y_0(t)$  により、次式で算出される。

$$\tilde{r}(t) = y_0(t) + \frac{\Delta}{K_I} \{u_0(t) + K_P y_0(t) + K_D \Delta y_0(t)\} \quad (4.22)$$

また、予め所望の特性を有する参照モデル  $G_m(z^{-1})$  を設計する必要がある。参照モデル、参照モデルの特性多項式は式(4.9),(4.10),(4.11)で表される。さらに、参照モデル出力  $\tilde{y}(t)$  は、以下の式より擬似参照入力  $\tilde{r}(t)$  を参照モデル  $G_m(z^{-1})$  に入力することで得られる。

$$\tilde{y}(t) = P(1)\tilde{r}(t-d-1) - p_1\tilde{y}(t-1) - p_2\tilde{y}(t-2) \quad (4.23)$$

なお、むだ時間  $d$  は既知とする。また、評価関数は次式で定義する。擬似参照入力  $\tilde{r}(t)$  に対する参照モデル出力  $\tilde{y}(t)$  と、操業時の出力データ  $y_0(t)$  の誤差が小さくなるよう制御ゲインをチューニングする。最適化計算には2章と同様にNelder-Mead法を用いる。

### 制御ゲインのオンラインでの算出

オフラインで学習されたデータベースを用いて、データベース駆動型アプローチに基づき制御ゲインの算出をオンラインで行う。まず、時刻  $t$  における現在のシステム状態を表す情報



ベクトル  $\phi(t)$  をクエリと呼ぶ。このクエリ  $\phi(t)$  とデータベースに蓄えられている情報ベクトル  $\bar{\phi}(j)$  それぞれとの距離を次式に示す重み付き  $L_1$  ノルムにより求める。

$$d_{is}(\phi(t), \bar{\phi}(j)) = \sum_{l=1}^{n_y+n_{uc}+n_x+n_{uh}+1} \left| \frac{\phi_l(t) - \bar{\phi}_l(j)}{\max \bar{\phi}_l(m) - \min \bar{\phi}_l(m)} \right| \quad j = 1, 2, \dots, N_0 \quad (4.24)$$

ここで、式(4.24)の  $\bar{\phi}_l(j)$  はデータベースの  $j$  番目の情報ベクトルにおける  $l$  番目の要素を示しており、 $\phi_l(t)$  はクエリの  $l$  番目の要素を示している。さらに、 $\max \bar{\phi}_l(m)$  および  $\min \bar{\phi}_l(m)$  はデータベースの  $l$  番目の要素の中での最大値と最小値を表しており、 $m$  はその情報が格納されているデータセットの順番を示す。よって、式(4.24)はデータベース内の情報ベクトル  $\bar{\phi}(j)$  に格納されている目標値等の各情報における最大値、最小値を用いて正規化を行い、現在のシステム状態と比較することで、データベース内の各データセットとの類似度を算出していることになる。そのため、この距離  $d_{is}$  はデータセットの数だけ算出される。また、算出された距離  $d_{is}$  が小さいものから順に  $N_e$  組のデータセットを近傍データとして定義し、順位付けを行う。 $N_e$  は、後述のPIゲインの算出で使用する近傍データ数であり、設計者が任意に設定を行う。 $N_e$  組のデータセットから、次式で与えられる重み付き局所線形平均法により、時刻  $t$  におけるPIDゲイン  $\mathbf{K}(t)$  を算出する。

$$\mathbf{K}(t) = \sum_{i=1}^{N_e} w_i \mathbf{K}(i), \quad \sum_{i=1}^{N_e} w_i = 1 \quad (4.25)$$

$w_i$  は選択された近傍データのうち、 $i$  番目の情報ベクトルに含まれる  $\mathbf{K}(i)$  に対する重みであり、次式で与えられる。

$$w_i = \frac{\exp(-d_{is}(i))}{\sum_{i=1}^{N_e} \exp(-d_{is}(i))} \quad (4.26)$$

ここで、 $d_{is}(i)$  は選択された近傍データのうち、 $i$  番目の情報ベクトルの距離を表す。上記の手順により、制御ゲインが現在のシステム状態に応じて、オンラインで適応的に変更される。以上より、むだ時間と人の操作入力による出力への干渉度合いの変化に対応した制御が可能となる。

#### 4.4.2 結果

本章でも、油圧ショベルの操作経験者5名に対して事前にインフォームド・コンセントを得た上で検証を行った。また、検証条件、参照モデル、初期PIDゲインの設定は前章と同じであり、目標値と入出力情報についても同様に正規化を行っている。まず、コントローラをデータベース駆動型制御へ拡張した効果を示すため、アームの操作  $u_{arm}(t)$  は既定のレバーパターンが入力され、ブームの操作  $u_{boom}(t)$  はコントローラの入力  $u_c(t)$  で動作するようにし、初期高さ位置を同条件にして制御を行った。Fig. 4.15 に固定の制御パラメータで制御を行った結果、Fig. 4.16 にデータベース駆動型制御で制御を行った結果を示す。これらの結果より、データベース駆動型制御にコントローラを拡張することにより、環境変化に応じて制御パラメータが調整されることで目標値への追従性が向上しており、その有効性が確認できた。次に、Fig. 4.17 に手動操作で掘削作業を行ったときの目標施工面  $r(t)$  に対する誤差の平均、Fig. 4.18 に提案法を用いて掘削作業を行ったときの操作支援度  $k$  の推移を示す。Fig. 4.17, 4.18 より、前章と同様に手動操作で掘削作業を行ったときの作業精度は一律ではなく差異が生じており、作業精度が高い場合には操作支援度が低くなるなど相関が見られる傾向を示している。さらに、Fig. 4.19 に協調操作で掘削作業を行ったときの目標施工面  $r(t)$  に対する誤差の平均を示す。Fig. 4.17 と比較して全被験者において作業精度が向上している。また、Fig. 4.8 と比較すると被験者5名の結果の平均値はそれぞれ  $0.058$  と同じ値となっているが、分散は前章においては  $34 \times 10^{-5}$ 、本章では  $6 \times 10^{-5}$  と人による差異は小さくなっている。これは、コントローラをデータベース駆動型制御とすることで人の操作入力による出力への干渉に対応できてお

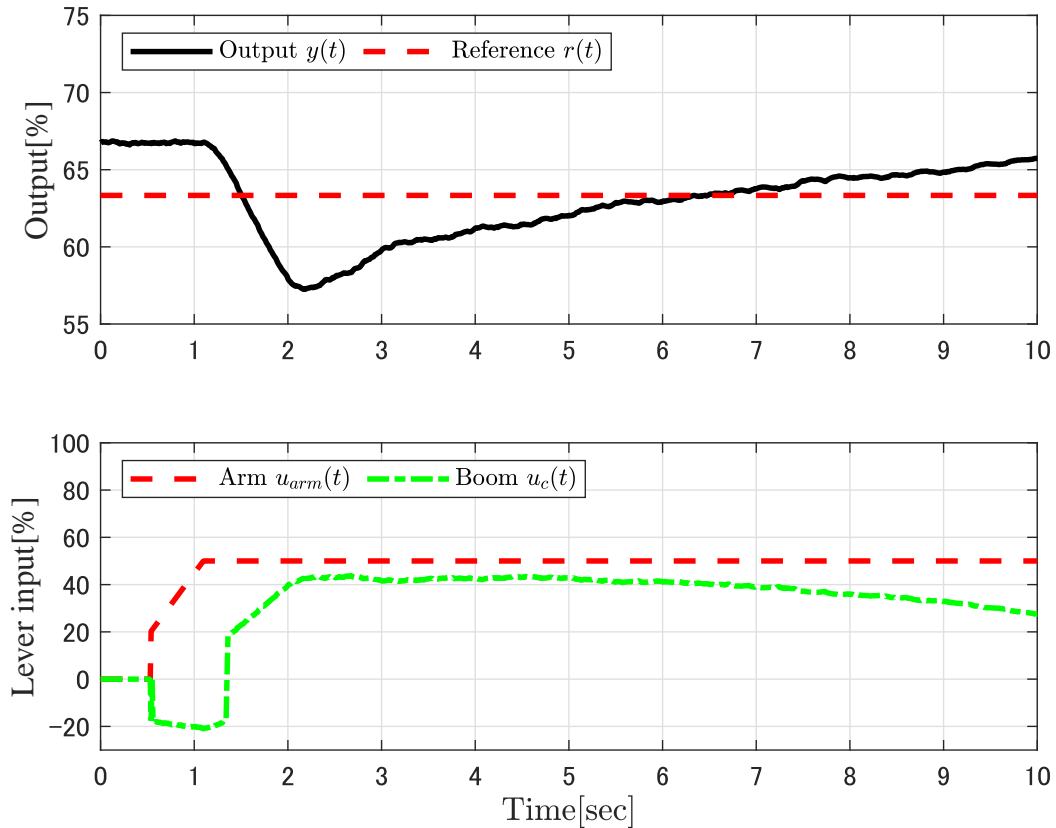


Fig. 4.15: Digging result of fixed parameter.

り、人それぞれで異なる操作に対応できているからだと考える。Fig. 4.15, 4.16 の結果から、前章と比較してさらに作業精度が向上することが見込まれたが、その様な結果となっていない。これは、データベースに格納されている情報が不足していることが考えられる。Fig. 4.20 にデータベース駆動型制御による協調作業の結果を示すが、人の操作である  $u_{arm}(t)$  に急な変化や最大値まで入力されていることがわかる。本検証では、Fig. 4.16 に示すように、精度が求められる作業であるため、アームの入力量の最大は 0.5 ~ 0.7 であり、また、入力量の変化が少ない作業データをデータベースに格納していた。しかし、実際には Fig. 4.20 に示すような操作となっていたため、コントローラを適切に調整出来ていなかったものとする。データベースにあらゆるデータを格納することは非現実的であるので、作業に応じて必要なデータベースの情報量や必要なデータの範囲などを今後は検討していく必要がある。

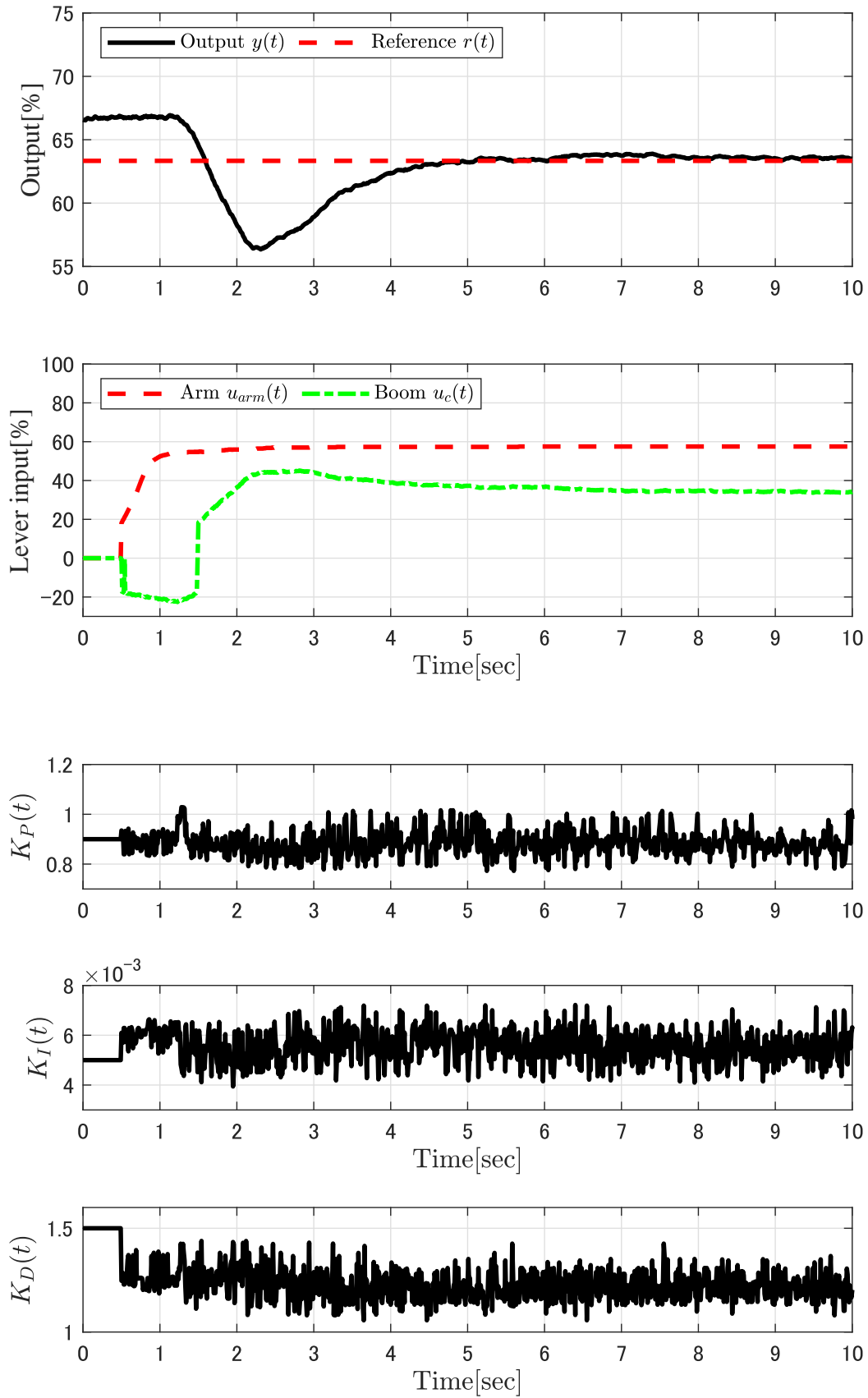


Fig. 4.16: Digging result of database-driven method.

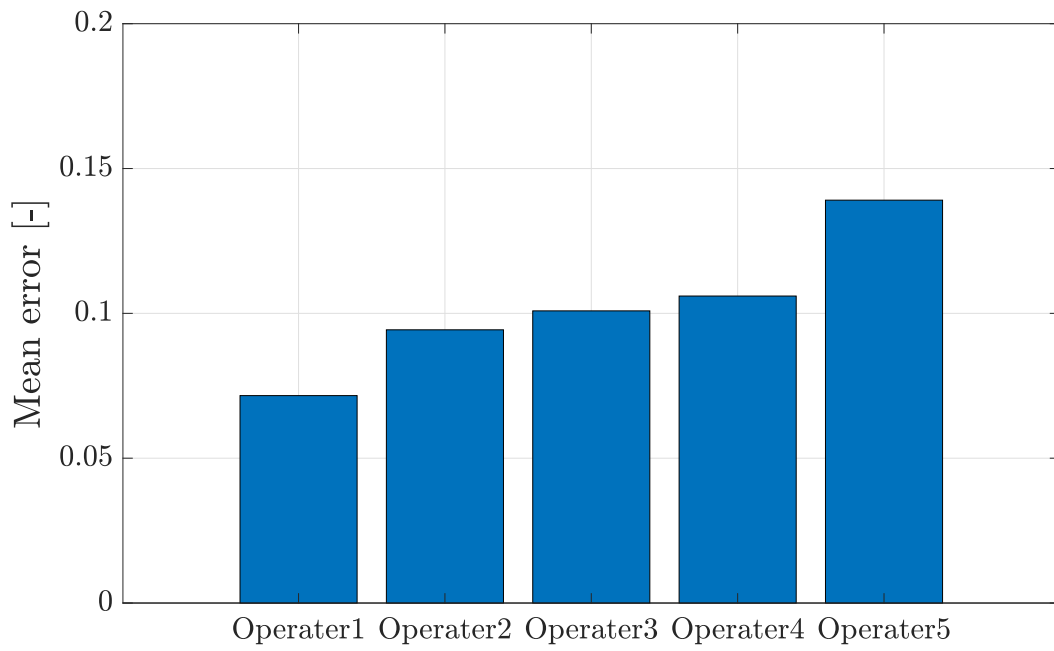


Fig. 4.17: Mean error for manual operation relative to target value.

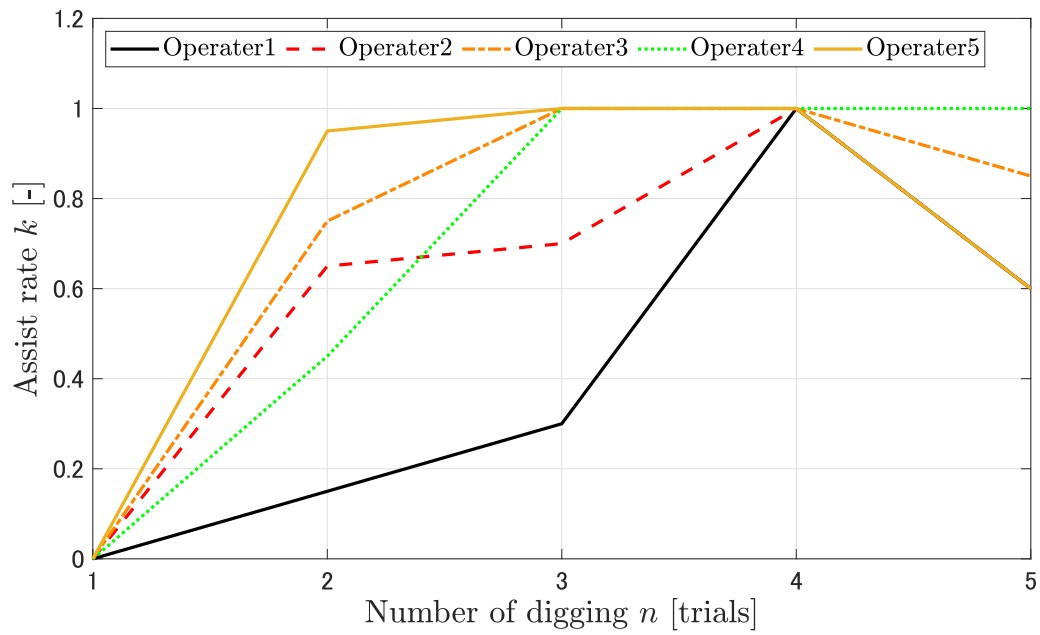


Fig. 4.18: Compute assist rate to suit operator.

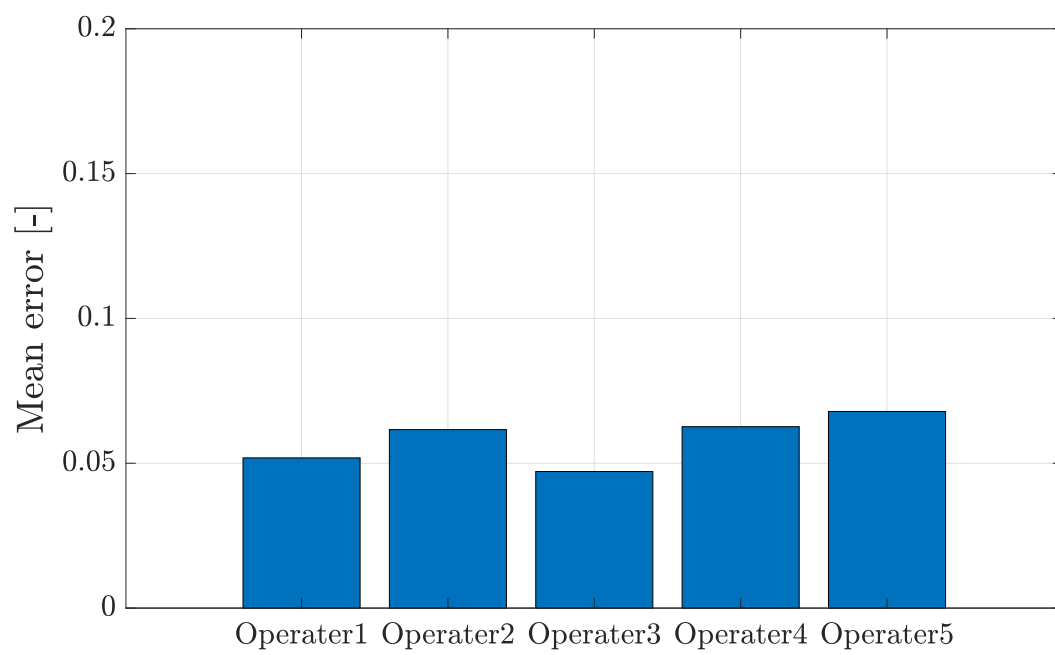


Fig. 4.19: Mean error for shared operation relative to target value.

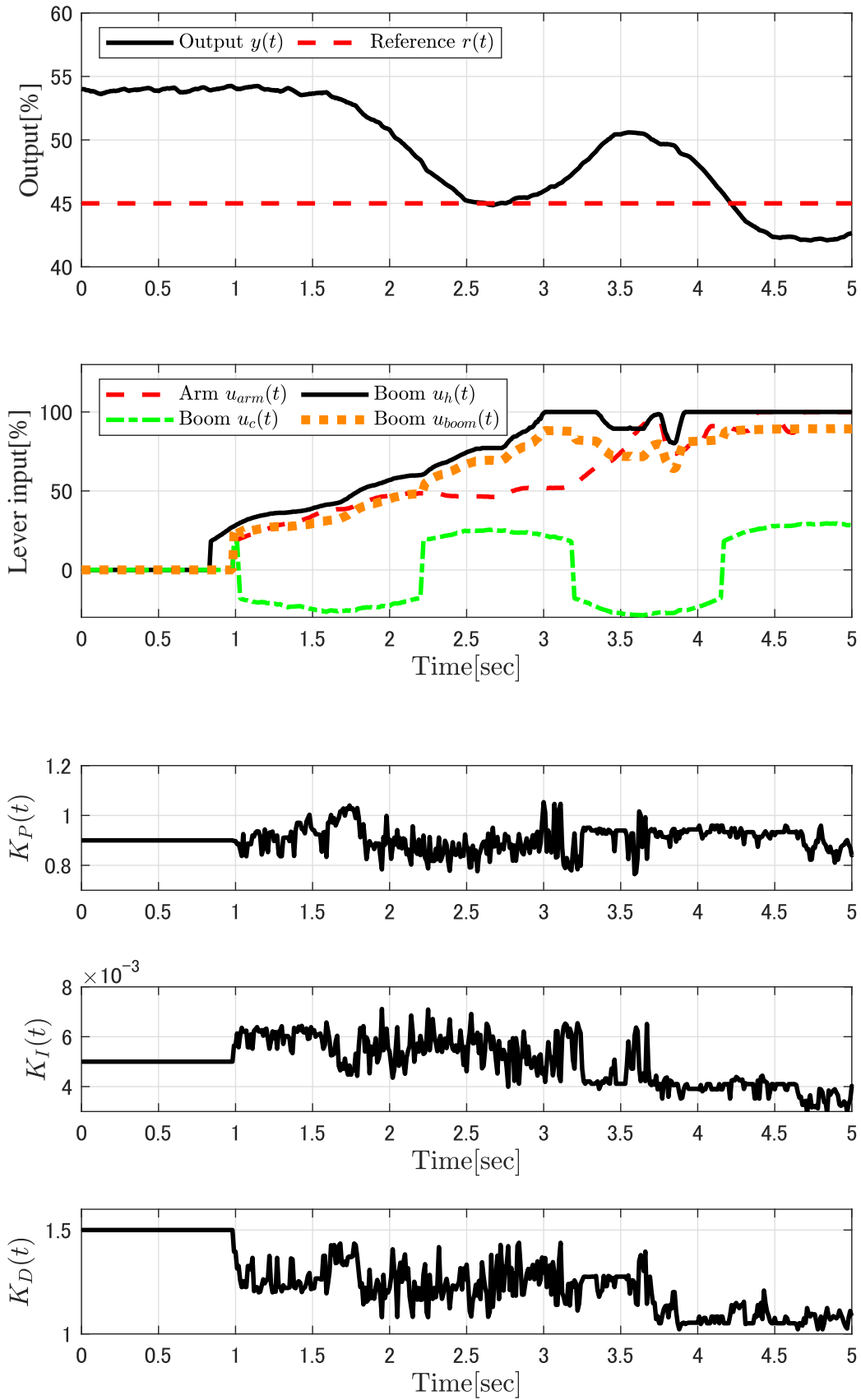


Fig. 4.20: Digging result of proposed method. (Assist rate  $k$  : 0.15)

## 4.5 結言

本章では、油圧ショベルの掘削支援制御において、作業データに基づきコントローラによる操作介入の度合いを自動調整する制御系を提案し、実機で有効性の検証を行った。これまで、油圧ショベルにおける操作支援の研究は行われてきていたが、これらはコントローラにより特定のアタッチメントの操作を制御することで、初心者でも優れた作業が行えるよう支援するものであった。そのため、アタッチメントの動作に人が介入できず、自身の判断、操作により作業ができていたという自己効力感が損なわれる可能性があった。そこで、人に応じてコントローラによる操作支援の割合を変更できるシステムが必要となるが、協調状態をモデル化し、コントローラによる操作支援度を調整することが難しい状況にあった。この問題に対して、提案法では作業データを活用することで人のモデル化を行うことなく人に応じて操作支援度が調整することができる。加えて、2,3章のデータベース駆動型制御を適用することにより、人や油圧ショベルが有する非線形性への対応が可能となる。

また、油圧ショベルの操縦経験者に対して実機検証を行い、人に応じて操作支援度が調整出来ていることを手動操作の結果と算出された操作支援度の結果から示した。さらに、算出された操作支援度による協調制御により、作業性が向上することが明らかとなった。これにより、人に応じてコントローラによる操作支援の割合を調整することができ、作業性を向上することができるため、自身の操作によるモチベーション維持が可能となる。加えて、人や機械の特性が変化しても適応的に調整されるコントローラにより、所望の作業性を示す作業が実現可能となる。

今後は、この制御系を活用することで、操作支援による生産性の補償に留まらず、人の成長も考慮した手法を開発する予定である。



## 第5章 結論

本論文では、人が操縦する油圧ショベルを対象に、人が主として操作を行いながらも操作する人によらず作業性を確保するために、人に応じてコントローラよる操作支援を調整する方法について取組んだ。詳細としては、作業データを活用し、人や機械の特性変化に対応する制御器設計を行い、その制御器を用いて、人と機械が協調し、一定の作業性を確保する制御系構築を主題とした。

まず、むだ時間が未知であるシステムを対象として、応答予測手法を用いたむだ時間の推定を行い、そのむだ時間に適したデータベースの構築、選択、適用を行う制御系を構築し、実機で提案法の有効性を検証した。次に、掘削作業を対象として、人の操作による干渉度合いの変化に対応するコントローラ設計手法を掘削操作支援制御に適用し、提案法の効果を実機で確認した。最後に、同様に掘削作業を対象として、作業データに基づきコントローラによる操作支援度を自動調整する制御系を構築、適用し、提案法の効果を実機で確認した。以下に、各章における概要と結論をまとめる。

第2章では、作業内容や操作入力によって変動するむだ時間を有する油圧ショベルにおいて、取得している操業データを用いて、このむだ時間に対応する制御系を構築した。油圧ショベルはむだ時間を有しており、このむだ時間は未知であることが多い。そこで、オフラインにおいて得られたデータを活用することで、むだ時間の推定と適切なデータベースの選択を行った。まず、参照モデルのむだ時間と併せて立ち上がり時間を複数設定し、それぞれの設定に合わせて操業データを用いてデータベースの更新を行い、複数のデータベースを構築した。データベースの更新に大域探索手法を用いることで、従来法で対応できなかったむだ時間に

対応したデータベースの構築ができ、さらに必要となっていた設計パラメータの試行錯誤的な決定も不要とした。次に、データ駆動型の応答予測手法を用いて、これら制御パラメータを更新したデータベースを用いた場合の応答を検証することで、適切なデータベースの選択を可能とした。ここで、実システムを考慮すると、調整したコントローラによる応答を事前に把握することは安全確保の観点から重要となり、その点についても提案法の有効性が確認された。提案法は、シミュレーションと実機検証でその有効性を示しており、むだ時間への対応だけでなく、事前検証という実システムへの展開性も確認された。

第3章では、コントローラに関連する入出力情報のみならず、人の操作に関連する入出力情報に基づくコントローラ設計手法を提案し、実機検証を通してその有効性を立証した。初めに、事前に設定した固定の制御パラメータにより実験を行い、このデータを用いて初期データベースの構築を行った。このとき、油圧ショベルの掘削作業を考えた場合、複数のアタッチメントを複合的に操作し、作業を実現させる必要があるが、各アタッチメントに対するそれぞれの入力により動作に干渉が発生することが考えられた。そこで、各アタッチメントを人とコントローラがそれぞれ協調して操作するには、コントローラは人の操作情報を把握する必要があり、人の操作による入出力情報もデータベースに格納することで、人の操作による影響をコントローラ設計に反映した。人の操作情報を用いない場合と比較すると、人の操作入力の変動した場合の制御性能が改善されていることが検証された。また、制御パラメータの変化を考察すると、パラメータの調整が人の操作情報に対応してされていることが確認され、人の操作と協調した作業が実現できるコントローラ設計が可能となった。このように、人の操作情報も取り込んだ操作支援制御を用いることで、人が主体的に操作しながらも誰でも支援を受けられ、作業ができる人間機械制御系の実現に繋がることが確認された。

第4章では、人と機械が協調する制御系において、人の特性に応じたコントローラによる支援を行うため、一般化出力による操作支援度の設計手法を提案し、実機検証によりその有効性を明らかにした。人の特性に応じて操作支援を行う際には、まず人の特性を評価、把握

する必要がある。しかし、人の特性は数理モデルを用いて表現することが難しいため、作業データを活用して操作支援度を調整することを考えた。このとき、人の特性に応じて操作支援度を変更する機能を Shared Management と呼び、人と機械の協調制御系から数式を用いて制御工学的に導出される一般化出力を用いて、これが参照モデルに与えた場合の出力と機械の出力が一致するように操作支援度を調整する制御系を構築した。これにより、人をモデル化することなく、操作支援度を人の特性に合わせて自動調整できることが期待された。実機による検証では、まずマニュアル操作における検証を行い、被験者によって作業精度が異なることが確認された。また、提案法を用いて作業を行った場合、マニュアル操作において作業精度が高かった被験者は操作支援度が低く、作業精度が低かった被験者は操作支援度が高くなる傾向を示されることを確認した。さらに、提案法により調整された操作支援度による協調制御を行った結果、いずれの被験者に対してもマニュアル操作と比較して作業精度が向上していることが確認された。加えて、各作業毎で作業精度と算出された操作支援度の検証を行い、参照モデルとの誤差を評価することで提案法による操作支援度の算出に対しての妥当性についても確認した。第2章と第3章で提案した手法を適用することで、油圧ショベルが有する非線形性や人操作に対する動作への干渉に対応し、制御性能がさらに向上することも確認した。これらの結果より、人の操作特性の変化に対してコントローラによる操作支援度が自動調整され、誰でも生産性の高い作業を実現できることを明らかにした。

本論分では、油圧ショベルを対象とし、未知なむだ時間と人の操作による動作干渉に対応したコントローラ設計を行い、さらに、人と機械が協調する制御系において、操作する人の特性に対応したデータ駆動型の操作支援度算出システムを構築した。これらの結果から、データ駆動型の制御工学の考え方を活用することにより、様々な作業環境や人に対応した協調制御系の実現性が本研究により示唆された。しかしながら、適用した作業や人は限られており、今後、より様々な作業や多くの人を対象としてその有効性の検証や、課題を抽出していく必要がある。さらに、本論文の手法を発展させ、より人に優しく、人や成長する制御へと拡張

する必要がある。

最後に、提案法により考えられる将来の建設現場像について述べる。現在、well-beingが注目を集めており、多様性や肉体的・精神的健康の重視など働き方に関する考え方が変わりつつある。建設業界においては、魅力ある職場づくりを通して人材の確保、育成を進めており、これからは介護、育児、高齢者など様々な背景をもつ人たちが加わることが予想される。そこで、これら様々な人々が建設機械を通して社会に関われる必要があり、つまりは、誰でも働ける建設現場としていく必要がある。そのためには、操作支援による生産性の向上だけでなく、成長促進によるモチベーションの維持など、人に着目し、心身共に健康で働き続けることができる建設機械としなければならない。その実現には、制御工学のみならず、人間工学や心理学など他分野の考え方を取り込むことが必要である。今後は、建設機械を使って働く人々が誰一人取り残されないよう、多方面の技術と融合、活用することで技術を発展させていく。

## 参考文献

- [1] 外務省：「持続可能な開発目標 (SDGs) と日本の取り組み」, [https://www.mofa.go.jp/mofaj/gaiko/oda/sdgs/pdf/SDGs\\_pamphlet.pdf](https://www.mofa.go.jp/mofaj/gaiko/oda/sdgs/pdf/SDGs_pamphlet.pdf), (2023年9月1日)
- [2] U.S. Department of State：“U.S.-Caribbean Partnership to Address the Climate Crisis 2030”, <https://www.state.gov/pacc2030/>, (2023年9月1日)
- [3] European Commission：“The EU comprehensive EU approach towards implementing the UN’s 2030 Agenda for Sustainable Development”, [https://commission.europa.eu/strategy-and-policy/sustainable-development-goals/eu-whole-government-approach\\_en](https://commission.europa.eu/strategy-and-policy/sustainable-development-goals/eu-whole-government-approach_en), (2023年9月1日)
- [4] 内閣府：「科学技術・イノベーション基本計画」, <https://www8.cao.go.jp/cstp/kihonkeikaku/6honbun.pdf>, (2023年9月1日)
- [5] 内閣官房：「成長戦略実行計画」, <https://www.cas.go.jp/jp/seisaku/seicho/pdf/ap2021.pdf>, (2023年9月1日)
- [6] 国土交通省：「i-Construction」, [https://www.mlit.go.jp/tec/i-construction/pdf/180601\\_roadmap.pdf](https://www.mlit.go.jp/tec/i-construction/pdf/180601_roadmap.pdf), (2023年9月1日)
- [7] Ryan, R. M., and Deci, E. L.：“Self-determination theory and the facilitation of intrinsic motivation, social development, and well-being”, *American Psychologist*, Vol. 55, No. 2, pp. 68–78 (2000)
- [8] Deci, E. L. and Ryan, R. M.：“A motivational approach to self: Integration in personality. In R. Dienstbier (Ed.), ”, *Nebraska Symposium on Motivation*, Vol. 38, pp. 237–288 (1991)
- [9] Sheldon, K. M., Ryan, R. M., Rawsthorne, L., and Ilardi, B.：“Trait self and true self: Cross-role variation in the Big Five traits and its relations with authenticity and subjective well-being”, *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 73, pp. 1380–1393 (1997)
- [10] Nix, G., Ryan, R. M., Manly, J. B., and Deci, E. L.：“Revitalization through self-regulation: The effects of autonomous and controlled motivation on happiness and vitality”, *Journal of Experimental Social Psychology*, Vol. 35, pp. 266–284 (1999)
- [11] Deci, E. L. and Ryan, R. M.：“Human autonomy: The basis for true self-esteem. In M. Kemis (Ed.) ”, *Efficacy, agency, and self-esteem*, pp. 31–49 (1995)
- [12] Ryan, R. M., Deci, E. L., and Grolnick, W. S.：“Autonomy, relatedness, and the self: Their relation to development and psychopathology. In D. Cicchetti & D. J. Cohen (Eds.) ”, *Developmental psychopathology: Theory and methods*, pp. 618–655 (1995)
- [13] Deci, E. L.：“Intrinsic motivation”, New York: Plenum (1975)
- [14] O.J.M. Smith：“A Control to Overcome Dead Time”, *ISA J.*, Vol. 6, pp. 28–33 (1959)

- [15] T. Furukawa and E. Shimemura : “ Predictive Control for Systems with Time Delay ” , Int. J. Control, Vol. 37, No. 2, pp. 399–412 (1983)
- [16] H. Hjalmarsson, M. Gevers, S. Gunnarsson, and O. Lequin : “ Iterative Feedback Tuning: Theory and Applications ” , IEEE Control Systems Magazine, Vol. 18, No. 4, pp. 26–41 (1998)
- [17] M. C. Campi, A. Lecchini, and S. M. Savaresi : “ Virtual Reference Feedback Tuning: A Direct Method for the Design of Feedback Controllers ” , Automatica, Vol. 38, No. 8, pp. 1337–1346 (2002)
- [18] 金子 修, 中村 岳男, 池崎太一 : 「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誌, Vol. 54, No. 12, pp. 857–864 (2018)
- [19] T. Yamamoto, K. Takao and T. Yamada : “ Design of a Data-Driven PID Controller ” , IEEE Trans. Control Systems Technology, Vol. 17, No. 1, pp. 29–39 (2009)
- [20] 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)
- [21] 林香予子, 山本透 : 「データ指向型多変数 PID 制御系の一設計」, 電気学会論文誌 C, Vol. 133, No. 12, pp. 999–1007 (2021)
- [22] S. Wakitani, T. Yamamoto, and B. Gopaluni : “ Design and Application of a Database-Driven PID Control with Data-Driven Updating Algorithm ” , Industrial & Engineering Chemistry Research, Vol. 58, No. 26, pp. 11419–11429 (2019)
- [23] M. Kozui, T. Yamamoto, H. Yoshihara, K. Koiwai, K. Yamashita : “ Design of a Database-Driven Excavation Assist Controller Based on the Velocity of the Center-of-Mass for a Hydraulic Excavator ” , IEEE Access, Vol. 9, pp. 64776–64784 (2021)
- [24] 松井 義弘, 綾野 秀樹, 増田 士朗, 中野 和司 : 「データ駆動型応答予測 PID ゲイン更新法」, 電気学会論文誌 C, Vol. 141, No. 9, pp. 999–1007 (2021)
- [25] J. A. Nelder, and R. Mead : “ A simplex method for function minimization ” , Computer Journal, Vol. 17, pp. 308–313 (1965)
- [26] D. E. Goldberg : “ Genetic Algorithm Search Optimization, and Machine Learning ” , Addison Wesley Publishing Company Inc. (1989)
- [27] N. Hansen : “ The CMA evolution strategy: A comparing review ” , Towards a New Evolutionary computation, pp. 75–102 (2006)
- [28] 山本 透, 兼田 雅弘 : 「一般化最小分散制御則に基づくセルフチューニング PID 制御器の一設計」, システム制御情報学会論文誌, Vol. 11, No. 1, pp. 1–9 (1998)
- [29] T. Yamamoto and S. L. Shah : “ Design and Experimental Evaluation of a Multivariable Self-Tuning PID Controller, ” IEE Proc. of Control Theory and Applications., Vol. 151, No. 5, pp. 645–652 (2013)
- [30] 山本 透, 石原 弘一, 大松 繁, 北森 俊行 : “ A Construction of Multivariable Self-Tuning Controller with Two-Degree-of-Freedom PID Structure for Discrete-Time System, ” 「多変数離散時間 2 自由度 PID 型制御系における適応ゲイン調整法」, 計測自動制御学会論文誌, Vol. 28, No. 4, pp. 484–491 (1992)

- [31] F. C. Gao, and L .X. Han :“ Implementing the Nelder-Mead simplex algorithm with adaptive parameters ”, Computational Optimization and Applications, Vol. 51, pp. 259–277 (2012)
- [32] C. G. Atkeson, A. W. Moore, and S. Schaal:“ Locally weighted learning for control ”, Artificial Intelligence Review, Vol. 9, No. 11, pp. 75–114 (1997)
- [33] K. L Chien, J. A. Hrones, and J. B. Reswick :“ On the Automatic Control of Generalized Passive Systems ”, Trans. ASME, Vol. 74, pp. 175–185 (1972)
- [34] 大岩憲史:「荒掘削から仕上げ整地まで自動アシスト制御する ICT 油圧ショベル」, 日本フルードパワーシステム学会誌, Vol. 47, No. 2, pp. 74–77 (2016)
- [35] 岡田共史, 山本透, 土井隆行, 小岩井一茂, 山下耕治:「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自動化ショベルへの適用」, 第 63 回自動制御連合講演会講演論文集, pp. 989–994 (2020)
- [36] 窪田 諭, 今井 龍一, 中村 健二, 櫻井 淳, 田中 成典:「複数計測機器の点群データを基とする 3 次元地形データの表示と作成に関する研究」, 土木学会論文集 F3 (土木情報学), Vol. 74, No. 2, pp. II\_99–II\_109 (2018)
- [37] 田嶋 誠司:「7. i-Construction における 3 次元測定の効率化」, 写真測量とリモートセンシング, Vol. 57, No. 3, pp. 101–105 (2018)
- [38] 国土交通省:「建設業働き方改革加速化プログラム」, <https://www.mlit.go.jp/common/001226489.pdf>, (2023 年 9 月 1 日)
- [39] 山田宏尚, 武市教児, 武藤高義:「油圧パワーショベルのスライディングモード制御」, 日本機械学会論文集 C 編, Vol.68, No.670, pp. 146–152 (2002)
- [40] 泉枝穂, 成川理優:「情報化施工油圧ショベルにおけるマシンコントロール機能の開発」, 平成 28 年度「建設施工と建設機械シンポジウム」論文集, pp. 2229–2235 (2013)
- [41] K. Koiwai, T. Yamamoto, T. Nanjo, and Y. Yamazaki :“ Feature Extraction for Digging Operation of Excavator Based on Data-Driven Skill-Based PID Controller ”, Journal of Robotics, Networking and Artificial Life, Vol. 4, No. 3, pp. 191–194 (2017)
- [42] 洪水 雅俊, 小岩井 一茂, 山本 透, 上田 浩司, 山下 耕治, 山崎 洋一郎:「油圧ショベルのアタッチメント重心挙動に基づく技量評価指標の構築」, 電気学会論文誌 C, Vol. 139, No. 4, pp. 388–394 (2019)
- [43] 村上 史歩, 木下 拓矢, 山本 透, 町澤 まろ, 田中 精一:「油圧ショベルにおける EEG データを用いた感性フィードバック制御系の一設計」, 第 65 回自動制御連合講演会講演論文集, pp. 1091–1094 (2022)
- [44] 木下 拓矢, 山本 透:「人と機械を感性でつなぐデータベース駆動型感性フィードバック制御系の設計」, システム/制御/情報, Vol. 65, No. 9, pp. 381–386 (2021)
- [45] 総合科学技術・イノベーション会議:「Society 5.0 の実現に向けた教育・人材育成に関する政策パッケージ」, [https://www8.cao.go.jp/cstp/tyousakai/kyouikujinzai/saishu\\_1.pdf](https://www8.cao.go.jp/cstp/tyousakai/kyouikujinzai/saishu_1.pdf), (2023 年 9 月 1 日)
- [46] 一般社団法人 日本経済団体連合会:「Society 5.0 -ともに創造する未来-」, <https://www.kantei.go.jp/jp/singi/keizaisaisei/miraitoshikaigi/dai22/siryous2.pdf>, (2023 年 9 月 1 日)

- [47] W. Wang, X. Na, D. Cao, J. Gong, J. Xi, Y. Xing, and F. Wang: “ Decision-making in driver-automation shared control: A review and perspectives ”, *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, Vol. 7, Issue 5, pp. 1289–1307 (2020)
- [48] 増田慶, 藤井康夫, 毛利宏: 「Human-Centered Shared Control による人間と機械の競合抑制」, *日本機械学会論文集*, Vol. 87, No. 899, pp. 21–00026 (2021)
- [49] 安藤博昭, 青柳多慶夫, 村山栄治, 荒井邦晴: 「油圧ショベルの均し作業精度向上のためのスミス補償器の活用」, *計測自動制御学会論文集*, Vol. 54, No. 12, pp. 872–877 (2018)
- [50] K. Koiwai, Y. Liao, T. Yamamoto, T. Nanjo, T. Nanjo, Y. Yamazaki, and Y. Fujimoto: “ Feature Extraction for Excavator Operation Skill Using CMAC ”, *J. of Robotics and Mechatronics*, Vol. 28, No. 5, pp. 715–721 (2016)
- [51] D. T. McRuer, D. Graham, and E. S. Krendel: “ Manual Control of Single Loop Systems ; Part I ”, *J. Franklin Inst.*, Vol. 283, No. 1, pp. 1–29 (1967)
- [52] D. T. McRuer, D. Graham, and E. S. Krendel: “ Manual Control of Single Loop Systems ; Part II ”, *J. Franklin Inst.*, Vol. 283, No. 2, pp. 145–168 (1967)
- [53] 林香予子, 山本透: 「操業データを用いた進化的PID制御系の一設計」, *第53回自動制御連合講演会講演論文集*, pp. 687–688 (2010)



# 付録

## 付録A Nelder-Mead 法

Nelder-Mead 法 [25] は、導関数情報を用いない直接探索法であり、広く用いられている数値最適化手法の一つである。app.Fig.5.1 に示すように、反射、拡大、収縮、縮小の4つの操作を使い分けながら最適解の探索を行う。提案法では、FRIT 法の評価関数の最適化を Nelder-Mead 法により行い、データベース内の PID ゲインを更新する。最適化を行う評価関数は以下の式で表される。

$$J(\mathbf{K}(t)) = (y_0(t) - y_r(t))^2 \quad (5.1)$$

$y_0(t)$  は実験時の出力、 $y_r(t)$  は (3.7) 式で算出される参照モデルの出力を示している。PID ゲインの調整手順は下記の通りである。

1. ソート  $n + 1$  個の点において評価関数  $J(\mathbf{K}(t))$  の値を算出し、並び替えを行う。

$$J(\mathbf{K}_1(t)) \leq J(\mathbf{K}_2(t)) \leq \dots \leq J(\mathbf{K}_{n+1}(t))$$

2. 重心 最も評価関数の値が悪い点  $\mathbf{K}_{n+1}(t)$  を除き、その他の点で重心を算出する。

$$\bar{\mathbf{K}}(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{K}_i(t)$$

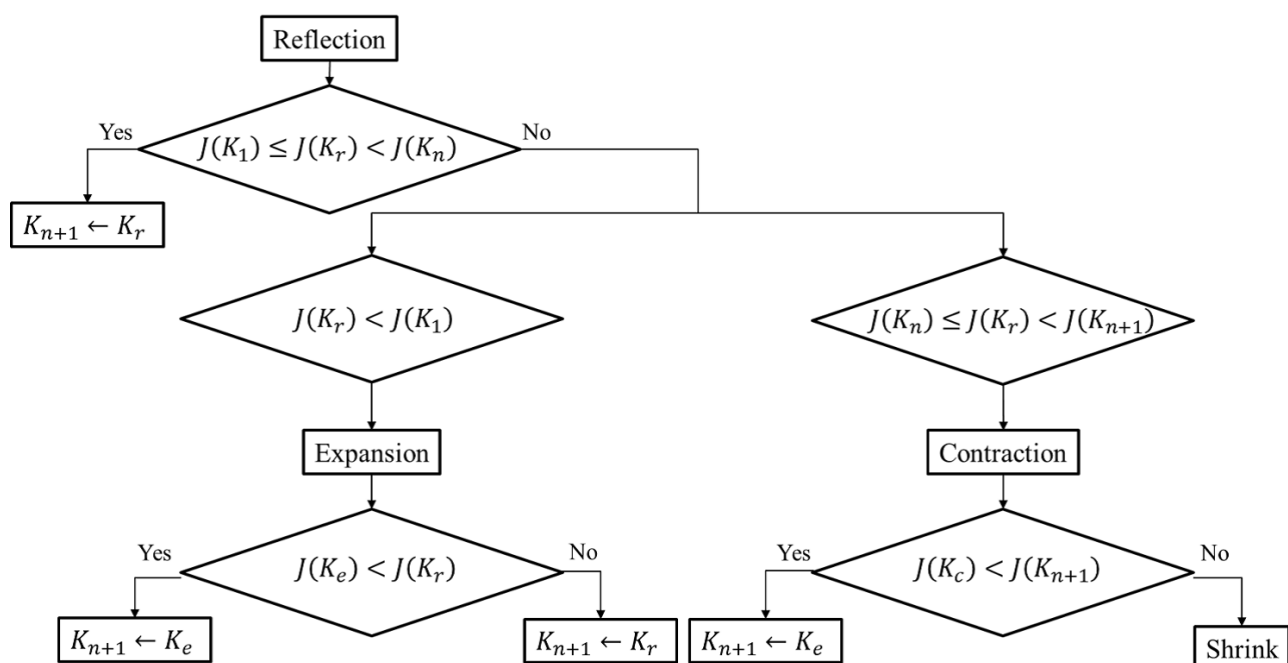


Fig. 5.1: Procedure of Nelder-Mead method

3. 反射 最も評価関数の値が悪い点を重心に対して反射させた点  $\mathbf{K}_r(t)$  を算出する。

$$\mathbf{K}_r(t) = (1 + \alpha)\bar{\mathbf{K}}(t) - \alpha\mathbf{K}_{n+1}(t)$$

条件式  $J(\mathbf{K}_1(t)) \leq J(\mathbf{K}_r(t)) < J(\mathbf{K}_n(t))$  を満足する場合、最も評価関数の値が悪い点  $\mathbf{K}_{n+1}(t)$  を反射点  $\mathbf{K}_r(t)$  の値に差し替える。

4. 拡大 条件式  $J(\mathbf{K}_r(t)) < J(\mathbf{K}_1(t))$  を満足する場合、反射点を用いて拡大させた点  $\mathbf{K}_e(t)$  を算出する。

$$\mathbf{K}_e(t) = (1 - \beta)\bar{\mathbf{K}}(t) + \beta\mathbf{K}_r(t)$$

条件式  $J(\mathbf{K}_e(t)) < J(\mathbf{K}_r(t))$  を満足する場合、最も評価関数の値が悪い点  $\mathbf{K}_{n+1}(t)$  を拡大点  $\mathbf{K}_e(t)$  の値に差し替える。満足しない場合、最も評価関数の値が悪い点  $\mathbf{K}_{n+1}(t)$  を反射点  $\mathbf{K}_r(t)$  の値に差し替える。

5. 収縮 (3) で条件式  $J(\mathbf{K}_n(t)) \leq J(\mathbf{K}_r(t)) < J(\mathbf{K}_{n+1}(t))$  を満足する場合、以下の式で収縮点  $\mathbf{K}_c(t)$  を算出する。

$$\mathbf{K}_c(t) = (1 - \gamma)\bar{\mathbf{K}}(t) + \gamma\mathbf{K}_{n+1}(t)$$

条件式  $J(\mathbf{K}_c(t)) < J(\mathbf{K}_{n+1}(t))$  を満足する場合、最も評価関数の値が悪い点  $\mathbf{K}_{n+1}(t)$  を収縮点  $\mathbf{K}_c(t)$  の値に差し替える。満足しない場合は (6) の計算を実施する。

6. 縮小 並び変えを行った点  $\mathbf{K}_i(t), 2 \leq i \leq n + 1$  を以下の式で算出する。

$$\mathbf{K}_i(t) = (1 - \delta)\mathbf{K}_1(t) + \delta\mathbf{K}_i(t)$$

7. 終了判定 前回計算における最も評価関数の値が良い点  $\mathbf{K}_1(t)$  と今回計算における最も評価関数の値が良い点  $\mathbf{K}_1(t)$  の差異が一定値以下になる、または最も評価関数の値が良い点  $\mathbf{K}_1(t)$  が複数回更新されない場合、計算ステップを更新する。これらを満足しない場合は、再度 (1) より最適化計算を行う。

なお、探索時に用意する点の数  $n$  は PID ゲインの数と同じ  $n = 3$  と設定し、反射、拡大、収縮、縮小の計算で用いる設計パラメータは本文と同様、 $\alpha = 1, \beta = 2, \gamma = 0.5, \delta = 0.5$  の値を適用する [31]。

# 引用既発表論文

## A. 学術雑誌等掲載論文

- [1] 平岡京、小岩井一茂、山本透：「未知むだ時間系に対する応答予測を用いたデータベース駆動型 PID 制御器の設計」，電気学会論文誌 C, Vol.143, No.3, pp. 345-352, 2023
- [2] Kei Hiraoka, Toru Yamamoto, Masatoshi Kozui, Kazushige Koiwai, Koji Yamashita : “ Design of a Database-Driven Assist Control for a Hydraulic Excavator Considering Human Operation ”, *Journal of Robotics and Mechatronics*, Vol.35, No.3, pp. 703-710, 2023
- [3] 平岡京、山本透、洪水雅俊、小岩井一茂、山下耕治：「データ駆動型 Shared Management による油圧ショベルの操作支援制御系の設計」，計測自動制御学会論文集, Vol.60, No.5, 2024 (掲載決定)

## B. 国際学会等講演論文

- [1] Kei Hiraoka, Kazushige Koiwai, Toru Yamamoto : “ Design of a Database-Driven PID Controller for Unknown Time-Delay Systems ”, *Proceedings of the 13th Asian Control Conference (ASCC 2022)*, pp. 1286-1287, Jeju Island, May 2022
- [2] Kei Hiraoka, Toru Yamamoto, Masatoshi Kozui, Kazushige Koiwai, Koji Yamashita : “ Automatic Adjustment Method of an Operational Assist Rate for a Hydraulic Excavator by Shared Management ”, *Proceedings of the 2023 IEEE Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC 2023)*, pp. 1466-1471, Oahu, October 2023

# その他既発表論文

## D. 国際学会等講演論文

- [1] Zhe Guan, Kei Hiraoka, Toru Yamamoto : “ Optimization of an initial Database using Nelder-Mead in designing Database-Driven PID controller ” , *Proceedings of the 26th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)*, pp. 1-6, Sweden, September 2021
  
- [2] Zhifeng Li, Kei Hiraoka, Toru Yamamoto : “ Application of a Database-Driven PID Controller Using a CMAC Memory in Hydraulic System ” , *Proceedings of the 49th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IECON)*, Singapore, October 2023

# 謝辞

本論文の作成並びに本研究の遂行にあたり、終始適切なお助言、ご支援を賜り、無事完遂することができました。ここに感謝の意を表します。

本研究の推進並びに本論文の作成を進めるにあたり、指導教員である広島大学 大学院 先進理工系科学研究科 山本 透 教授には、熱心に丁寧なご指導を頂きました。また、コベルコ建機夢源力共創研究所においても、今後の発展も踏まえた将来像を考えていただき、先端制御技術共同研究講座の運営に関しましても、学生による共同研究の内容についてご助言・ご意見を賜ったこと、感謝します。

また、本論文の作成を進めるなかで、異なる視点からの知見をご教授頂きました、広島大学 大学院 先進理工系科学研究科 栗田 雄一 教授、高木 健 教授に心より感謝を申し上げます。

さらに、本研究の遂行にあたり、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、制御工学における専門的な知見を丁寧にご教授頂き、研究者としての基礎を築くことができました。

コベルコ建機株式会社 常務執行役員 山崎 洋一郎 氏、技術開発本部長 山下 耕治 氏、知的財産部 部長 田中 精一 氏には、共創研究所の運営や研究を遂行する環境構築へのご尽力頂くだけでなく、社会実装を考慮した研究の指針についてもご助言頂き、深い感謝を申し上げます。特に、戦略技術開発部 部長 小岩井 一茂 氏には、研究への取り組み姿勢から論文の執筆、運営における考え方など、様々な場面においてご指導を頂いたこと、感謝の念が絶えません。

また、実機実験においては、戦略技術開発部 新分野戦略推進グループ 洪水 雅俊 氏には、被験者の調整や実験内容の検討などでご協力をいただき、安全かつスムーズに実験の実施、ま

た有用な結果を取得できました。心より感謝を申し上げます。

共同研究を実施させて頂いた広島大学 システム制御論研究室の学生さんとは互いに議論を行うことで研鑽を重ね、成長に繋がったことに感謝致します。

最後に、運営だけでなく日常の議論を通じて多くの知識や示唆を頂いた共創研究所の皆様に感謝の意を表します。