

モデルとデータを活用した自動運転ショベルの  
オンライン環境適応に関する研究

(A Study on Online Adaptation of  
Autonomous Excavators to Environmental Conditions  
Utilizing Model and Data)

広島大学 先進理工系科学研究科  
電気システム制御プログラム  
D204335 岡田 共史

2023年3月



# 目次

|            |                             |           |
|------------|-----------------------------|-----------|
| <b>第1章</b> | <b>序論</b>                   | <b>1</b>  |
| 1.1        | 研究背景                        | 1         |
| 1.2        | 自動運転ショベルの現状と課題              | 3         |
| 1.3        | 本論文の章構成                     | 5         |
| <b>第2章</b> | <b>データを活用したモデリング手法</b>      | <b>8</b>  |
| 2.1        | 緒言                          | 8         |
| 2.2        | 油圧ショベルー環境相互作用モデル            | 12        |
| 2.3        | データベース駆動型モデリング (DD モデリング)   | 13        |
| 2.3.1      | 要求点とデータセットの定義               | 14        |
| 2.3.2      | システムパラメータの算出                | 16        |
| 2.4        | アラームマネジメントに基づく DD モデリング     | 19        |
| 2.4.1      | アラームフィルタ                    | 19        |
| 2.5        | 数値例                         | 23        |
| 2.5.1      | DD モデリングの検証                 | 23        |
| 2.5.2      | アラームマネジメントに基づく DD モデリングの検証  | 28        |
| 2.6        | 実験検証                        | 31        |
| 2.7        | 結言                          | 37        |
| <b>第3章</b> | <b>モデルとデータを活用した制御系の設計</b>   | <b>38</b> |
| 3.1        | 緒言                          | 38        |
| 3.2        | データベース駆動型モデル予測制御            | 40        |
| 3.3        | 数値例                         | 43        |
| 3.4        | 実験検証                        | 48        |
| 3.5        | 結言                          | 53        |
| <b>第4章</b> | <b>目標動作軌跡修正による作業環境への適応</b>  | <b>54</b> |
| 4.1        | 緒言                          | 54        |
| 4.2        | データベース駆動型モデル予測制御に基づく掘削軌跡の修正 | 57        |

|            |                                    |           |
|------------|------------------------------------|-----------|
| 4.3        | 数値例 .....                          | 64        |
| 4.4        | 実験検証 .....                         | 68        |
| 4.5        | 結言 .....                           | 76        |
| <b>第5章</b> | <b>作業環境にオンライン適応可能な自動運転シヨベルの制御系</b> | <b>77</b> |
| 5.1        | 緒言 .....                           | 77        |
| 5.2        | アタッチメント複合動作への適用 .....              | 78        |
| 5.3        | 実験検証 .....                         | 81        |
| 5.4        | 結言 .....                           | 86        |
| <b>第6章</b> | <b>結論</b>                          | <b>87</b> |
|            | 参考文献                               | 92        |
|            | 付録                                 | 96        |
|            | 引用既発表論文                            | 98        |
|            | 謝辞                                 | 99        |

# 第1章 序論

## 1.1 研究背景

日本が目指すべき未来社会として、Society5.0が内閣府より提唱されている [1, 2]。この社会は、「サイバー空間（仮想空間）とフィジカル空間（現実空間）を高度に融合させたシステムにより、経済発展と社会的課題の解決を両立する、人間中心の社会（Society）」と定義されており、人やモノがサイバー空間とつながり、情報や知識の共有、活用により新たな価値を創出することで、社会の発展や課題解決を達成することを目的としている。このような社会の実現に向けてデジタル技術の活用が推進されており、行政や産業界においては、IoT（Internet of Things）、ICT（Information and Communication Technology）技術やデータ活用によるデジタル化やDX（デジタルトランスフォーメーション）に向けた取組みが行われている [3]-[5]。インフラ分野においても同様にDXに向けた取組みが開始されており [6, 7]、建設現場においては、「i-Construction」 [8]-[10] によって推進されている生産性や安全性向上に加えて、ワークライフバランスの推進や新型コロナウイルス感染症拡大等の社会経済情勢の変化により働き方改革も求められている。これらの要求を満たし、安全で快適、効率的な作業が可能な建設現場を実現するためには、データやデジタル技術の活用によるイノベーション創出が必要となる。その取組みの一つに国土交通データプラットフォーム [11, 12] がある。ここでは、行政、民間の組織や分野を超えたデータ連携が可能で、データやモデルに簡単にアクセスが可能な基盤システムの構築が行われている。このプラットフォームでは、蓄積されたデータやモデルを用いてサイバー空間でシミュレーション等を行った結果をフィジカル空間に反映させることによる、インフラ分野における課題解決や様々な効果が期待されている。このよう

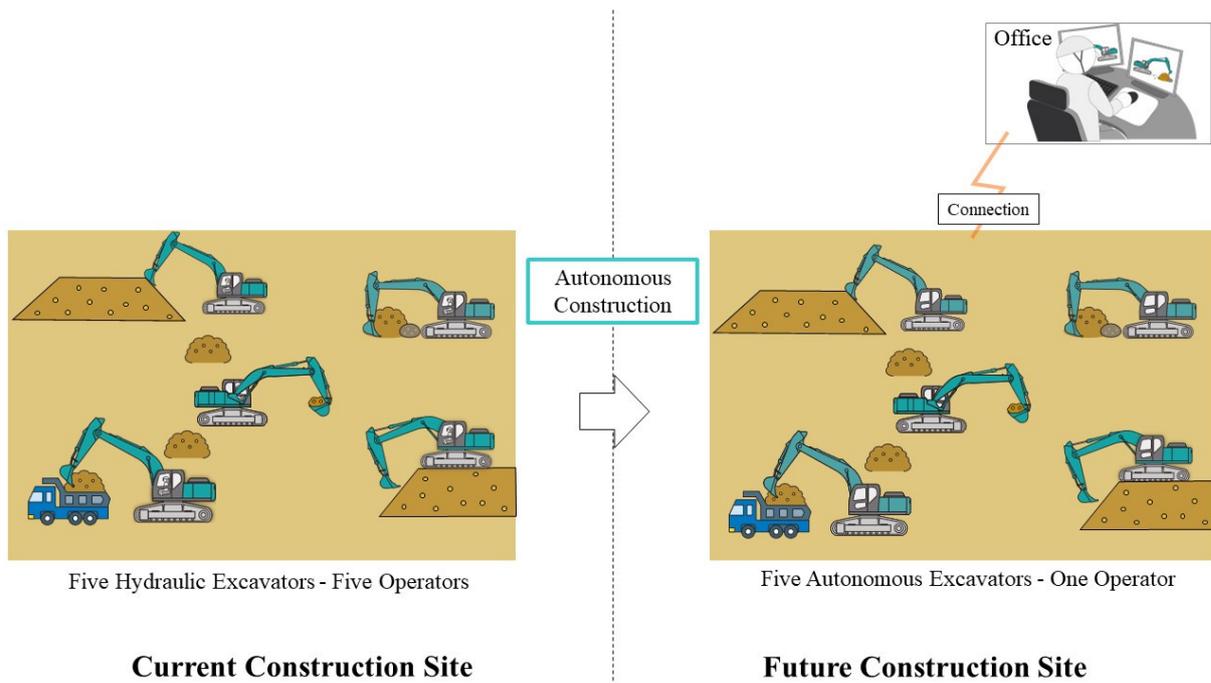


Fig. 1.1: Drastic productivity improvement through autonomous construction.

な例を一端に、インフラ分野のデータやデジタル技術活用に関する取組みが年々加速している [13]-[16]。

一方、インフラ分野のDXには「ロボット・AI等活用で人を支援し、現場の安全性や効率性を向上」も取組みの一つとして挙げられており [6]、なかでも、高い生産性、安全で快適に労働できる建設現場を目指した建設機械の自動化、自律化や遠隔操作に関する研究開発が行われている [17]-[23]。Fig. 1.1 に示すように、従来の建設現場では、建設機械1台に対して一人のオペレータが搭乗し作業していた。これに対し、自動、自律型の建設機械を現場投入できれば少人数での施工が可能になり、一人あたりの生産性が飛躍的に向上すると考えられ、このような施工方法の実現が目指されている。こういった自動、自律施工においては、オペレータが各機械に対して作業や動作を細かく指示することは効率的ではないため、機械自身が考え現場状況に応じた判断を行うような自律型建設機械が必要であると考えられる。そのような機械では、現状の建設現場でオペレータが行っている現場状況や作業内容、建設機械の作業対象の状況等に応じた判断を機械で実行可能にする必要があり、その判断技術の構築

には、オペレータが判断に用いているであろう機体自身の情報、機体周辺の作業対象や機械等といった現場から取得できるデータを活用することが有効だと考えられる。とくに、国土交通データプラットフォームには様々な建設現場のデータが集まってくるのが想定されるため、そういったデータ活用基盤と連繋できれば、より優れた判断技術が実現可能になる。

## 1.2 自動運転ショベルの現状と課題

建設機械のなかでも建設現場で広く用いられる油圧ショベル [24] における自動化、自律化（以下、自動運転ショベル）を対象に考える。自動運転ショベルにおいても、他の建設機械と同様に研究開発が活発に行われているが [25]-[28]、油圧ショベルが作業する建設現場は一品一様であり、作業環境や作業内容が多岐に渡るといった、自動化、自律化に向けた難しさがある。そのような多種多様な建設現場で自動運転ショベルが高い生産性を発揮するためには、その時々現場状況に対応して作業を実行可能にする判断機能を有する必要がある。なかでも、油圧ショベルの一般的な作業である土壌の掘削に着目すると、油圧ショベルの掘削動作は土壌特性の影響を受けるといった特徴がある。文献 [29] では、土壌特性が自動運転ショベルの掘削動作に与える影響について検証されており、高い制御性能を発揮するためには、土壌特性に応じた制御パラメータの設定が必要と述べられている。土壌特性は、例えば Fig. 1.2 に示すように、建設現場によって異なり、土層変化や降雨などの天候変化によって作業中にも変化する場合がある。実搭乗や遠隔操作などのオペレータが操縦する油圧ショベルでは、オペレータの判断でそのような土壌特性の変化に対応して動作を調整することが可能であるが、自動運転ショベルにおいて効率的な作業を実現する場合、作業中にその特性変化を捉えて、自動的に動作を特性に適応させる必要がある。しかし、現状の自動運転ショベルでは、動作する特定の現場に合わせた制御器のチューニングが行われることが多い。そのチューニングは試行錯誤的に行われることが多く、特定の土壌特性のみに適した制御器となってしまうため、土壌特性の変化への対応が難しい場合がある。さらに、作業前のチューニングが必要なことか

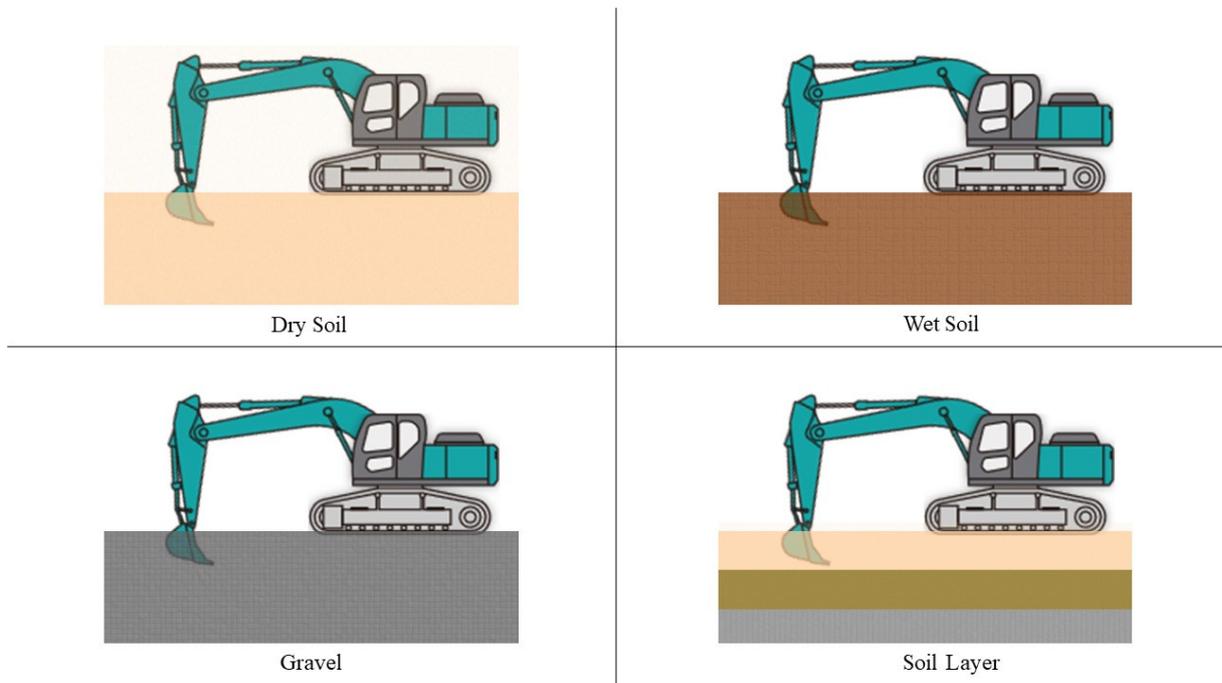


Fig. 1.2: Examples of environmental conditions at construction sites.

ら、自動運転ショベルの現場導入から作業完了までの期間で見ると効率的とは言い難い。このような現状を踏まえると、自動運転ショベルの掘削動作の制御系では、土壌などの作業対象の特性とその変化を考慮した設計をすること、機械の判断により自動的に現在の作業対象の特性に適した掘削動作を実行可能なことが必要であると考えられる。

一方、国土交通データプラットフォームのように、様々な建設現場のデータ収集やモデル活用の仕組みが構築されつつある現状において、自動運転ショベルの判断機能や制御系の構築にあたりモデルやデータを活用することは得策であると考えられる。とくに、掘削動作においては、Fig. 1.3のように様々な建設現場の土壌特性のデータや建設現場を表すモデルなどの活用、さらには作業中にリアルタイムに得られる建設現場や建設機械のデータ等を活用することで、自動的に現在の土壌特性に適応して所望の掘削動作が実行可能になると考えられる。しかしながら、過去のデータやリアルタイムに取得されるデータ、さらには現在の建設現場を表すモデルとを組み合わせる自動運転ショベルの判断や制御に活用するような研究開発は著者の知る限りでは行われていない。

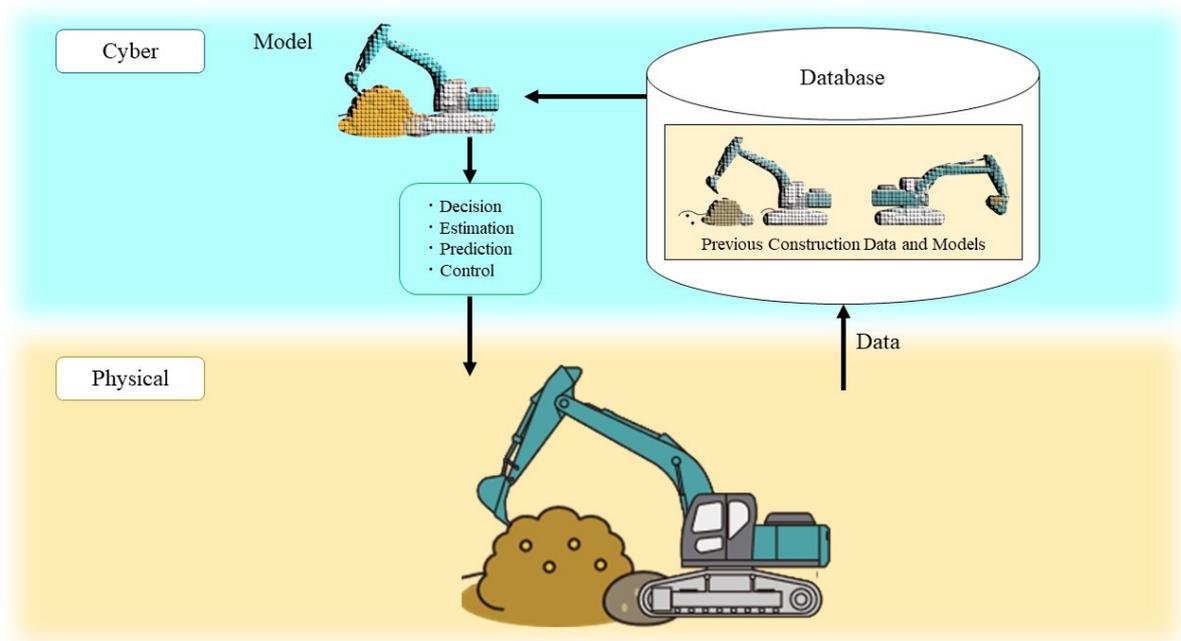


Fig. 1.3: Cyber-physical system for autonomous excavator utilizing data and models.

そこで、モデルとデータを活用した判断によって、作業中に環境条件に適応可能な自動運転ショベルの実現を目指した制御系設計を本研究テーマと設定する。ここでは、自動運転ショベルの掘削動作を対象としたとき、環境条件の変化を扱うためにどのようなモデルを用いるべきか、データを用いていかに環境条件の変化を捉えるか、モデルをどのように制御に用いるかについて検討する。さらに、動作中の環境変化に対する制御系の有効性と制御性能について評価する。

### 1.3 本論文の章構成

本論文では、環境条件にオンライン適応できる自動運転ショベルの実現を目的とし、データベース駆動型アプローチに基づくモデリング手法の構築と、掘削動作を対象としたモデルに基づく制御系を構築する。その構成を以下に示す。

第1章では、建設現場の課題とDXに関する取組み、なかでも、自動運転ショベルに関する研究開発と課題、加えて課題解決におけるモデルとデータ活用の重要性について述べる。

さらに、本論文で提案する、モデルとデータ活用により環境条件にオンライン適応することを目的とした自動運転ショベルの制御系についての考え方を明確にする。

第2章では、油圧ショベルのアタッチメントと作業対象との相互作用のモデル化と、データベース駆動型モデリングについて述べる。まず、自動運転ショベルの作業対象特性を扱う制御系とするために、油圧ショベルアタッチメントと作業対象との相互作用を制御対象とみなし、そのモデル化を行う。次に、相互作用特性の変化を捉えるために、データを活用したモデリング手法を提案する。さらに、相互作用特性の変化を検出し、検出に応じてモデリングを実行する手法を提案する。最後に、数値例と油圧ショベル実機を用いた実験で提案手法の有効性について考察し、モデルとデータを結びつける重要性を示す。

第3章では、自動運転ショベルの掘削を所望の動作にするための、データベース駆動型モデリングとモデル予測制御を組み合わせたデータベース駆動型モデル予測制御系について述べる。まず、データベース駆動型モデリングによって推定されたモデルを用いる、データベース駆動型モデル予測制御系を提案する。次に、数値例にて提案手法の有効性を検証する。最後に、ラジコンショベルのアタッチメントの特定部位による掘削動作を対象とした実験により、提案手法の有効性について考察する。

第4章では、自動運転ショベル掘削動作における、油圧ショベルアタッチメントと作業対象との相互作用特性に応じた目標掘削軌跡のオンライン修正方法について述べる。まず、データベース駆動型モデル予測制御による未来のバケット先端動作の予測に基づき、作業対象特性に適した目標掘削軌跡に修正する手法を提案する。次に、数値例にて提案手法の有効性を検証する。最後に、油圧ショベル実機を用いた実験により提案手法の有効性を検証し、掘削軌跡修正について考察する。

第5章では、第2章のデータベース駆動型モデリング、第3章のデータベース駆動型モデル予測制御、第4章の掘削軌跡オンライン修正を統合した、自動運転ショベルが環境条件にオンライン適応するための制御系について述べる。まず、アタッチメント複合動作に適応する

ためのデータベース駆動型モデル予測制御系を設計し、制御入力を用いてアタッチメント複  
合動作を実現する手法を構築する。次に、ラジコンショベルを用いた実験により提案制御系  
の有効性を検証し、モデルとデータを活用した自動運転ショベルの制御系について考察する。

第6章では、本研究の総括と、本論文の提案手法が実装された自動運転ショベルの活用  
方法、および今後の研究展望として建設現場のサイバーフィジカルシステムへの発展と、そ  
のシステムを活用した将来の建設現場を展望する。

## 第2章 データを活用したモデリング手法

### 2.1 緒言

近年，建設業界ではモデルやデータ，デジタル技術活用による現場の生産性や安全性の向上，働き方改革を目的としたDXが推進されている [6]。生産性向上に関しては，建設機械の自動化，自律化に関する研究開発が行われており，なかでも建設現場で広く用いられる油圧ショベルの自動化，自律化に関する研究開発が活発に行われている [25]-[28]。しかし，建設現場の状況は多岐に渡り，油圧ショベルの作業内容も様々であることから，効率的な自動化，自律化施工を行う自動運転ショベルには，そのような状況に対応可能な判断機能が必要になると考えられる。一方で，インフラ分野のDXにおける国土交通データプラットフォーム [11, 12] を例に，モデルやデータの収集，連繋，活用の基盤が構築されつつある。そのような基盤内の様々な建設現場のモデルやデータを活用すれば，多様な建設現場に対して有効な自動運転ショベルの判断機能が構築できると考えられる。

また，油圧ショベルの一般的な作業である土壌掘削においては，掘削動作が土壌特性の影響を受けるといった特徴があり，自動化，自律化に向けてはその特徴を起因とする課題がある。文献 [29] では，自動運転ショベルにおける土壌特性の制御性能への影響について検証されており，良好な制御性能を得るためには土壌特性に応じた制御パラメータの設定が必要になると述べられている。現状の自動運転ショベルでは，特定の建設現場の土壌特性に合わせて制御パラメータを設定する機会が多いが，現場導入の度に制御パラメータを設定するのは非効率的であり，さらに天候や土層の変化により土壌特性が同現場で変化した場合にその変化に対応できず制御性能が低下する可能性がある。したがって，多種多様な建設現場に適

応して所望の掘削動作を実現する自動運転ショベルには、土壌特性とその特性変化を考慮し、自動的にその変化に適応可能な制御系が必要となる。そのような制御系の実現には、様々な建設現場から得られる情報が必要であり、前述のデータプラットフォーム内にあるような建設現場のモデルやデータの活用が有効であると考えられる。

一方、モデルを活用した制御手法として、内部モデル制御 [30]、モデル予測制御 [31, 32] を始めとする多くの制御手法がある。これらは、制御対象のモデルを構築し、そのモデルに基づいて制御入力を決定する手法である。このようなモデルに基づく制御系を構築する場合、制御対象をいかに捉えてモデル化するかが重要となる。自動運転ショベルの掘削動作のモデル化では、自動運転ショベルの機構系、油圧系、土壌の崩壊を詳細にモデル化する手法が一般的である [33, 34]。しかし、このような詳細モデルは解析等に用いることを主目的とされており、モデルが複雑なためモデルに基づく制御系に適用するのが難しく、機械制御に用いる計算機のスペックではリアルタイムにそのようなモデルを用いた演算をするのが困難である。さらに、土壌崩壊の計算を行う場合、土壌特性パラメータの設定が必要となり、加えてその特性は作業中に変化する可能性があることから、施工中に何度か計測を行う必要があると考えられる。しかし、作業中に土壌特性の計測を行うのは、作業の効率性や生産性の観点から好ましくない。したがって、上記の問題を解決するためには、簡易なモデルであること、作業中に容易に取得できるデータを使用して土壌特性の変化に対応したモデルにできることが求められる。また、文献 [35] で「データをもとに原理＝仮説を構築しその後の設計に活かすためには、つねに目的に応じたモデルの低次元化、いわばほどほどの次元 (moderate degrees-of-freedom) で因果関係を捉えることが重要」と述べられているように、本研究で扱う自動運転ショベルの掘削という複雑な現象においては、その現象を表す簡易で低次元なモデルを用いることが望ましいと考えられる。そこで、制御工学で用いられる制御対象の入出力の関係性をモデル化する手法を適用する [36]。ここで、自動運転ショベルの掘削動作が土壌特性の影響を受けることを踏まえると、自動運転ショベルの機体に取り付けられたセンサ情報にその特性の影

響が表れると考えられる。とくに、アタッチメントの油圧シリンダの圧力やアタッチメントの姿勢にその影響が表れやすく、さらにそれらを検出するセンサは標準的に取り付けられていることが多い。そこで、それらのセンサ情報から計算可能な自動運転ショベルの掘削力と掘削距離との関係性に着目した、油圧ショベルアタッチメントと作業対象（以下、環境）との相互作用のモデル化を行う。

また、データを活用した制御手法としてデータベース駆動型制御 [38] が提案されている。これは、データを有効活用することで所望の制御性能を得る制御手法であり、過去の操業条件や環境条件、制御対象の入出力データ等を含むデータセットがあらかじめ格納されたデータベースと、操業中に制御対象から得られる入出力データを用いて、良好な制御性能が得られるように制御パラメータを適応的に調整する。さらに、データベース駆動型アプローチのモデル活用型として、データベース駆動型内部モデル制御 [39, 40] が提案されている。とくに、文献 [40] では、内部モデル制御を非線形システムに適用することを目的に、制御パラメータやモデルを適応的に調整するデータベース駆動型アプローチに基づく Memory-Based 型モデリング (MBM, または Just-in-Time モデリング [37] ともいう) が用いられている。MBM は、制御対象の操業データとシステムパラメータを一組にしたデータセットが格納されたデータベースと、現在の制御対象の入出力データを用いて、現在のシステムの状態を表す局所的なモデルを構築する手法である。MBM のような手法を自動運転ショベルにおける土壌特性の変化を考慮したモデルに適用すれば、現在の油圧ショベルアタッチメントと環境との相互作用を表すモデルを逐次構築することができ、モデルで相互作用の特性変化を表現することが可能になる。さらに、そのモデルを用いた制御を行うことで、作業中に変化する土壌特性に応じた掘削動作が可能になると考えられる。しかし、文献 [40] の MBM では、制御対象の入出力データをデータセットに含めることから、過去にない操業条件では不適切なモデルが算出されてしまい、制御性能が劣化する可能性がある。とくに、油圧ショベルの作業のような操業条件や環境条件が多岐に渡る対象においては、制御性能が劣化する可能性が非常に高い。

そこで、過去にない操業条件においても適切にシステムパラメータが算出可能になる、システムパラメータのみをデータベースに格納するデータベース駆動型モデリング（DD モデリング）を提案する。

さらに、制御中におけるモデリング実行の在り方について検討する。従来の MBM や DD モデリングは制御周期毎にモデリングを実行する手法であった。しかし、モデリングの計算コストや制御系の合理性、入出力データに含まれるノイズやシステムの非線形性に起因するモデルの振動的な変化が制御性能に与える影響を考慮すると、制御周期毎ではなく文献 [41] のように制御対象の特性変化時など、モデル更新が必要なときにモデリングを実行することが望ましい。このような必要に応じて対処を行う手法の一つとして、アラームマネジメントが知られている [42]-[44]。これは、工業プロセスを安全に運用するためにプロセスの異常を検出するアラームを設計し、アラームへの対処を適切かつ速やかに行う手法であり、DD モデリングへのアラームマネジメントの適用により上記の要求を満たせると考えられる。モデルとデータを活用した制御系にアラームマネジメントを適用する場合、モデル化誤差の増大が制御性能の劣化を招くことから、モデル化誤差の増大がアラームに、適切なモデルに更新するモデリング実行がアラームへの対処に該当すると見なすことができる。このように、アラームマネジメントの手法を DD モデリングに適用することで、必要に応じてモデリングを実行するモデルとデータを活用した制御系が実現可能になると考えられる。

本章では、まず油圧ショベルと環境との相互作用を制御対象に設定し、そのモデル化を行う。次に、システムパラメータのみをデータベースに格納する DD モデリングを提案する。さらに、必要なタイミングにのみモデリングを実行する、アラームマネジメントに基づく DD モデリングを提案する。最後に、数値例と実験により提案手法の有効性について考察する。

## 2.2 油圧ショベル－環境相互作用モデル

作業対象の特性変化を考慮した制御系とするために、制御対象を油圧ショベルのアタッチメントと環境との相互作用に設定し、そのモデル化を行う。油圧ショベルのアタッチメントは Fig. 2.1 に示すようにブーム、アーム、バケットの3節リンクで構成されることが多く、掘削動作はこれらのリンク動作の組み合わせで行われる。油圧ショベル本体の旋回動作も組み合わせて掘削が行われる場合もあるが、本研究では、アタッチメント動作のみによる掘削を対象として検討する。掘削作業する際のアタッチメントと環境との相互作用を局所的に見たとき、掘削掘削開始点からの距離（以下、掘削距離） $y(t)$  と掘削力の大きさ（以下、掘削力） $u(t)$  との関係性を質点、ばね、およびダンパ要素による抵抗が発生する系と仮定する。このとき、制御対象のモデルは Fig. 2.1 で表すことができる。このモデルの運動方程式を次式で表す。

$$m(t)\frac{d^2y(t)}{dt^2} + c(t)\frac{dy(t)}{dt} + k_{sp}(t)y(t) = u(t) \quad (2.1)$$

ここで、 $m(t)$ 、 $k_{sp}(t)$ 、 $c(t)$  はそれぞれ質量、ばね定数、粘性係数を表す。式 (2.1) のモデル（以下、油圧ショベル－環境相互作用モデル）では、相互作用の特性変化をモデルのパラメータ  $m(t)$ 、 $k_{sp}(t)$ 、 $c(t)$  の変化で表現する。アタッチメントで掘削する場合、Fig. 2.1 に示す2次元平面での動作になる。そのため、2軸それぞれの方向を考慮してモデル化することも可能だが、その場合モデルが複雑になり、パラメータ数が増加することになる。相互作用を局所的に近似して簡易化、低次元化してモデル化することを考えると、可能な限り少ないパラメータ数で表現することが望ましい。そこで、式 (2.1) のように、2次元平面の動作を1次元に圧縮してモデル化を行う。また、式 (2.1) を差分法で離散化すると、制御対象は次式の離散時間非線形システムで表すことができる。

$$y(k) = -a_1(k)y(k-1) - a_2(k)y(k-2) + b_0(k)u(k-1) + \xi(k) \quad (2.2)$$

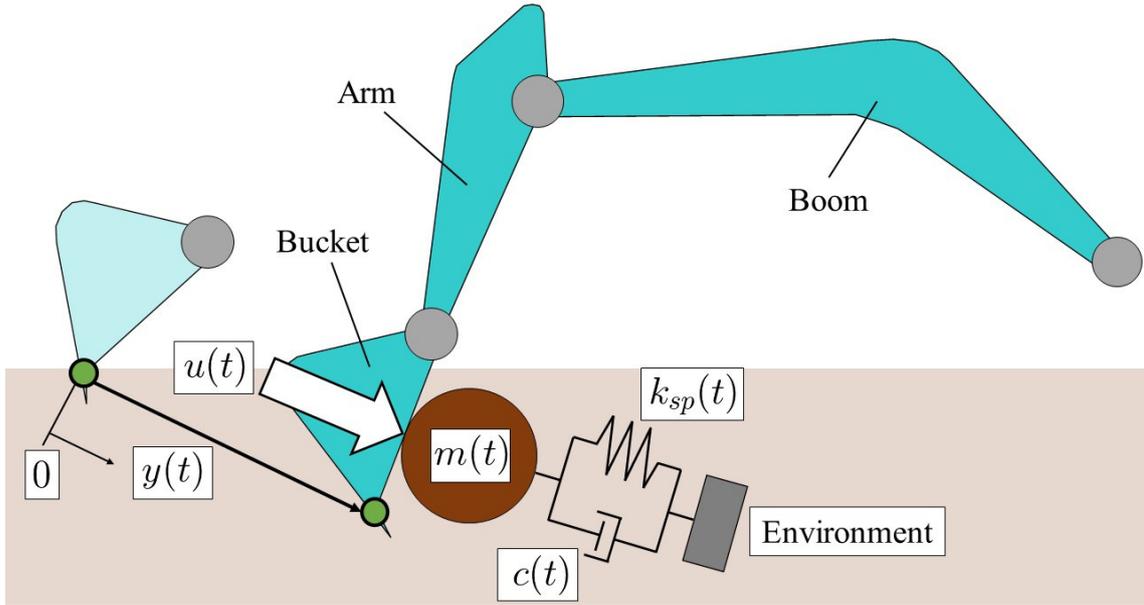


Fig. 2.1: Hydraulic excavator - environment interaction model.

ここで、 $t = kT_s$  であり、 $T_s$  はサンプリング時間を表す。また、 $\xi(k)$  はノイズやモデル化誤差などを表しており、平均0、分散 $\sigma^2$ のガウス性ホワイトノイズで与えられるものとする。このとき、システムパラメータ  $a_1(k)$ 、 $a_2(k)$ 、 $b_0(k)$  は次式で示すようにモデルのパラメータ  $m(k)$ 、 $k_{sp}(k)$ 、 $c(k)$  を用いて表すことができる。

$$a_1(k) = -\frac{2m(k) + c(k)T_s}{m(k) + c(k)T_s + k_{sp}(k)T_s^2} \quad (2.3)$$

$$a_2(k) = \frac{m(k)}{m(k) + c(k)T_s + k_{sp}(k)T_s^2} \quad (2.4)$$

$$b_0(k) = \frac{T_s^2}{m(k) + c(k)T_s + k_{sp}(k)T_s^2} \quad (2.5)$$

## 2.3 データベース駆動型モデリング (DD モデリング)

DD モデリングは、Fig. 2.2 のブロック線図で示されるように、あらかじめいくつかのモデルが格納されたデータベースと制御対象の入出力データを用いて制御対象のモデルを算出する手法である。なお、本研究では2.2章の式(2.2)で示される2次遅れ系の油圧ショベルー環

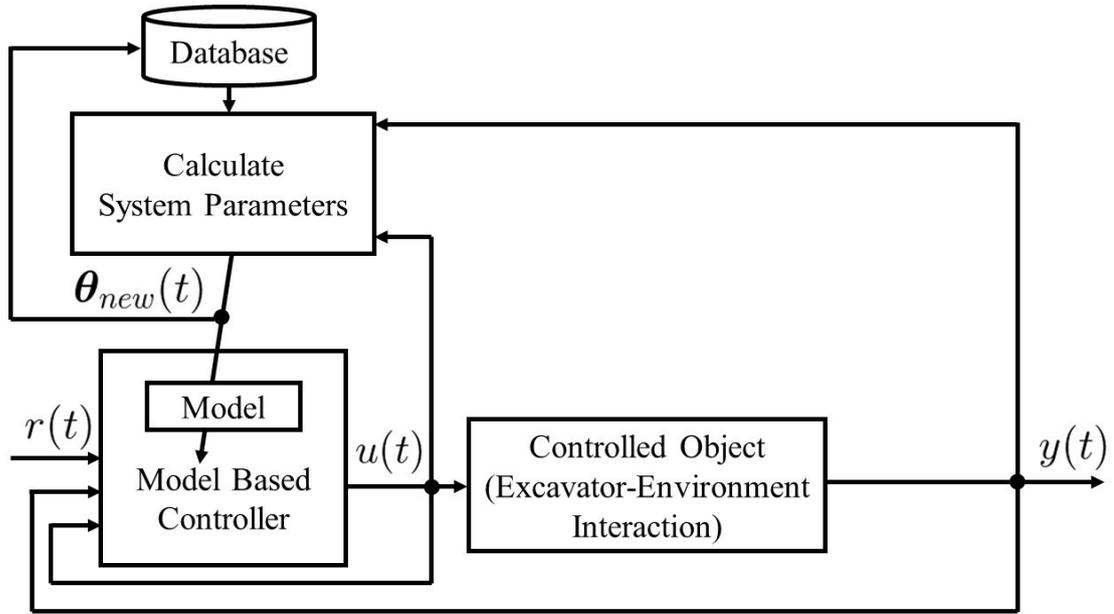


Fig. 2.2: Block diagram of the control system based on database-driven modeling.

境相互作用モデルに対して DD モデリングを用いるが、本章では一般化した形式で記述する。

### 2.3.1 要求点とデータセットの定義

次式で表される離散時間非線形システムを考える。

$$y(k) = h(\phi(k-1)) \quad (2.6)$$

ここで、 $y(k)$  はシステムの実出力、 $h(\cdot)$  は非線形関数、 $\phi(k-1)$  は情報ベクトルを表す。情報ベクトル  $\phi(k-1)$  を次式で定義する。

$$\phi(k-1) := [y(k-1), \dots, y(k-n_y), u(k-1), \dots, u(k-n_u-1)] \quad (2.7)$$

ここで、 $u(k)$  は制御入力、 $n_y, n_u$  はそれぞれ出力  $y(k)$  と入力  $u(k)$  の次数を表す。このとき、式 (2.6) で表す制御対象が局所的に次式で記述できると仮定する。

$$A(z^{-1}, k)y(k) = B(z^{-1}, k)u(k-1) + \xi(k) \quad (2.8)$$

ここで、 $A(z^{-1}, k)$ 、 $B(z^{-1}, k)$  は離散時間非線形システムを記述した多項式であり、次式で表すことができる。

$$A(z^{-1}, k) = 1 + a_1(k)z^{-1} + \cdots + a_{n_y}(k)z^{-n_y} \quad (2.9)$$

$$B(z^{-1}, k) = b_0(k) + b_1(k)z^{-1} + \cdots + b_{n_u}(k)z^{-n_u} \quad (2.10)$$

なお、非線形な制御対象を局所線形化してモデル化する場合、制御対象から事前に得られた入出力データの関係性よりモデルの次数  $n_y$ 、 $n_u$  を決定する。本研究では、油圧ショベルー環境相互作用モデルに適用するため  $n_y = 2$ 、 $n_u = 0$  となる。さらに、式 (2.6) の  $A(z^{-1}, k)$ 、 $B(z^{-1}, k)$  をデータベース駆動型モデリングで算出するため、式 (2.9) および式 (2.10) を次式のように書き換える。

$$\hat{A}(z^{-1}, k) = 1 + \hat{a}_1(k)z^{-1} + \cdots + \hat{a}_{n_y}(k)z^{-n_y} \quad (2.11)$$

$$\hat{B}(z^{-1}, k) = \hat{b}_0(k) + \hat{b}_1(k)z^{-1} + \cdots + \hat{b}_{n_u}(k)z^{-n_u} \quad (2.12)$$

次に、式 (2.11)、(2.12) より、式 (2.8) の制御対象が局所的に次式で表せると仮定する。

$$\hat{A}(z^{-1}, k)y(k) = \hat{B}(z^{-1}, k)u(k-1) + \xi(k) \quad (2.13)$$

さらに、データベースにおけるデータセットを定義するため、式(2.13)を次式のように記述する。

$$y(k) = \boldsymbol{\theta}(k)\boldsymbol{\psi}(k-1)^T + \xi(k) \quad (2.14)$$

$$\boldsymbol{\theta}(k) := [-\hat{a}_1(k), \dots, -\hat{a}_{n_y}(k), \hat{b}_0(k), \dots, \hat{b}_{n_u}(k)] \quad (2.15)$$

$$\boldsymbol{\psi}(k-1) := [y(k-1), \dots, y(k-n_y), u(k-1), \dots, u(k-n_u-1)] \quad (2.16)$$

ここで、式(2.14)より、システムパラメータ  $\boldsymbol{\theta}(k)$  は以下のように記述することができる。

$$\boldsymbol{\theta}(k) = f(\tilde{\boldsymbol{\psi}}(k)) \quad (2.17)$$

$$\tilde{\boldsymbol{\psi}}(k) := [y(k), \dots, y(k-n_y), u(k-1), \dots, u(k-n_u-1)] \quad (2.18)$$

ここで、 $f(\cdot)$  は線形関数、 $\tilde{\boldsymbol{\psi}}(k)$  は実計測データから構成されるベクトルを表す。さらに、局所的なシステムパラメータ  $\boldsymbol{\theta}(k)$  を算出するため、要求点  $\bar{\boldsymbol{\phi}}(k)$ 、およびデータベースに格納するデータセット  $\bar{\boldsymbol{\theta}}(j)$  を以下のように定義する。

$$\bar{\boldsymbol{\phi}}(k) := [y(k), \dots, y(k-n_y), u(k-1), \dots, u(k-n_u-1)] \quad (2.19)$$

$$\bar{\boldsymbol{\theta}}(j) = [-\hat{a}_1(j), \dots, -\hat{a}_{n_y}(j), \hat{b}_0(j), \dots, \hat{b}_{n_u}(j)] \quad (2.20)$$

以上のように、システムパラメータをデータセットと定義してデータベースを構築する。

### 2.3.2 システムパラメータの算出

データベース駆動型アプローチ [38] に基づくシステムパラメータの算出方法を以下に示す。

[step 1]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、制御対象の入出力データを用いたシステム同定によりシステムパラメータを求め、データセット $\bar{\theta}(j)$ とする。次に、 $\bar{\theta}(j)$ を次式で定義する初期データベース $\bar{\Theta} \in \mathbb{R}^{N_0 \times (n_y + n_u + 1)}$ に格納する。

$$\bar{\Theta} = \begin{bmatrix} \bar{\theta}(1) \\ \vdots \\ \bar{\theta}(N_0) \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

ここで、 $N_0$ はデータセットの個数を表す。

[step 2]システムパラメータの算出

要求点 $\bar{\phi}(k)$ 空間における、 $\bar{\phi}(k)$ とデータベースの各データセット $\bar{\theta}(j)$ との距離を次式で算出し、距離の小さい順にデータセットを並び変える。

$$d(\bar{\phi}(k), \bar{\theta}(j)) = \frac{|\sum_{i=1}^{n_y+n_u+1} \bar{\theta}_i(j) \bar{\phi}_{i+1}(k) - y(k)|}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n_y+n_u+1} \bar{\theta}_i(j)^2 + 1}} \quad (2.22)$$

$$j = 1, 2, \dots, N(k)$$

ここで、 $N(k)$ は要求点 $\bar{\phi}(k)$ が与えられたときのデータベースに格納されているデータセットの数である。なお、 $i$ は要求点およびデータセットの $i$ 番目の要素を表す。式(2.22)はFig.2.3に示すように、データセット $\bar{\theta}(j)$ と式(2.8)によって決定される超平面と要求点 $\bar{\phi}(k)$ との距離を表す。例えば、 $d(\bar{\phi}(k), \bar{\theta}(j)) = 0$ のとき、現在の制御対象を表すシステムパラメータはデータベース内の $\bar{\theta}(j)$ と一致する。式(2.22)の小さいものから $k_n$ 個の近傍データを用いて、各データセットの重み $w_{j_w}$ を以下の式で計算する。

$$w_{j_w} = \frac{d(\bar{\phi}(k), \bar{\theta}(j_w))^{-n_w}}{\sum_{l=1}^{k_n} d(\bar{\phi}(k), \bar{\theta}(l))^{-n_w}}, \quad \sum_{j_w=1}^{k_n} w_{j_w} = 1 \quad (2.23)$$

$$j_w = 1, 2, \dots, k_n$$

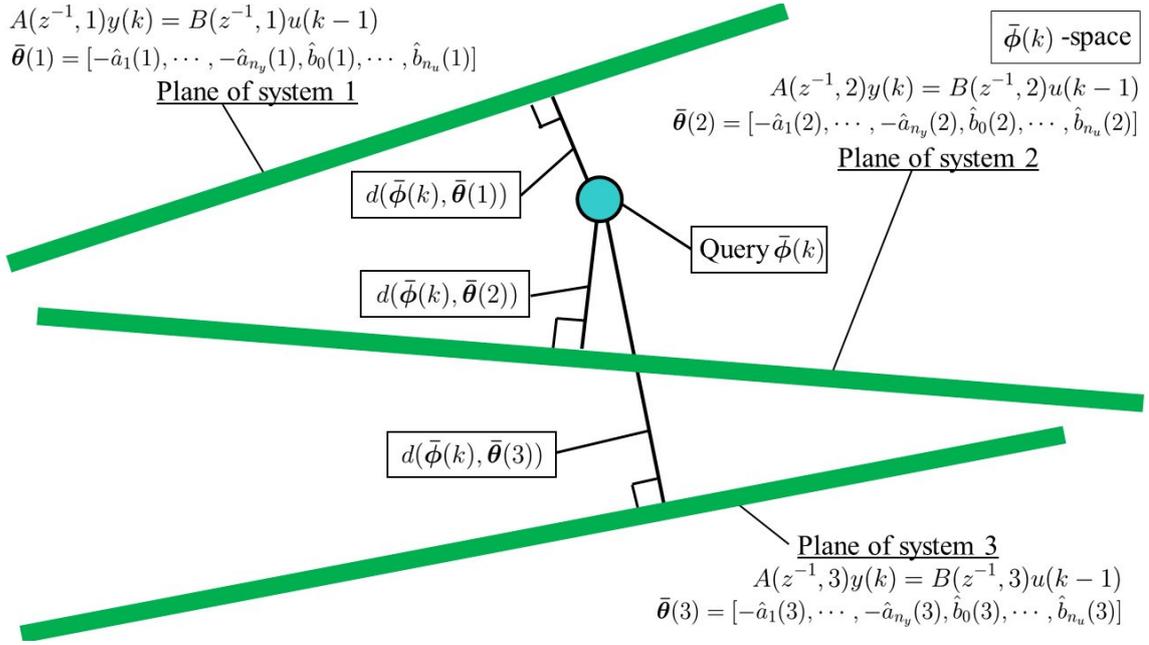


Fig. 2.3: Distance between query and datasets' plane in  $\bar{\phi}(k)$ -space.

ここで、 $n_w$  は距離に応じた重みの差を顕著にするための設計パラメータを表す。さらに、式 (2.23) を用いて、局所線形平均法 [45] でシステムパラメータを次式で算出し、データベースに保存する。

$$\theta_{new}(k) = \sum_{j_w=1}^{k_n} w_{j_w} \bar{\theta}(j_w) \quad (2.24)$$

### [step 3]冗長データの削除

データベース内のデータセット個数  $N(k)$  が大きくなるにつれて、計算機の記憶量や計算負荷が大きくなる。したがって、実装対象のメモリ容量やシステムパラメータ算出の計算コストを軽減するため、データベース内の冗長データ、すなわち式 (2.24) によって新たに算出されたものと非常に類似したモデルを削除することが望ましい。全データセットの中から以下の条件を満たすものを選択し削除処理を行う。

$$d_e(\bar{\theta}(j), \theta_{new}(k)) = \sum_{i=1}^{n_y+n_u+1} |\bar{\theta}_i(j) - \theta_{new,i}(k)| \leq \beta \quad (2.25)$$

ここで、 $\beta$ は削除対象となるデータセットを選択するための設計パラメータを表す。上式は、式(2.24)で算出されたシステムパラメータに非常に近いデータベース内のデータセットを選択することを意味する。なお、(2.25)式に該当するデータセットが複数存在する場合、最近傍データセットのみを削除する。

各時刻において、[step 2], [step 3]の処理を行うことで、現在の制御対象を表すシステムパラメータ  $\theta_{new}(k)$  をオンラインで算出し、Fig. 2.2のコントローラ内のモデルに適用する。

## 2.4 アラームマネジメントに基づく DD モデリング

Fig. 2.2に示す DD モデリングに基づく制御系では、自動運転シヨベルの掘削動作を対象とする場合、非線形な特性を持つ制御対象を局所的に近似してモデル化し、そのモデルに基づく制御を行う。その制御性能はモデル化誤差の影響を受けるため、DD モデリングによりモデルを制御対象の特性変化に合わせて更新し、良好な制御性能を維持する。一方、制御系の計算コストや制御系設計の合理性、モデルの振動的な変化が生じる可能性を考えると、モデル更新は制御周期毎に行うよりも、制御対象の特性変化に応じて行う方が望ましい。そこで、DD モデリングを制御対象の特性変化に応じて実行するために、アラームマネジメント [42]-[44]を適用する。アラームマネジメントに基づく DD モデリングを適用した制御系を Fig. 2.4に示す。提案制御系では、モデル化誤差を逐次計算し、その値が閾値を超えたときにアラームが発報され DD モデリングが実行される。なお、アラームフィルタの閾値はデータベース駆動型アプローチに基づき適応的に調整される。

### 2.4.1 アラームフィルタ

Fig. 2.4におけるアラームフィルタを設計する。誤差の小さいモデルを用いて制御ができるよう、モデル化誤差を評価指標とし、モデル化誤差の増大を検出するアラームフィルタと

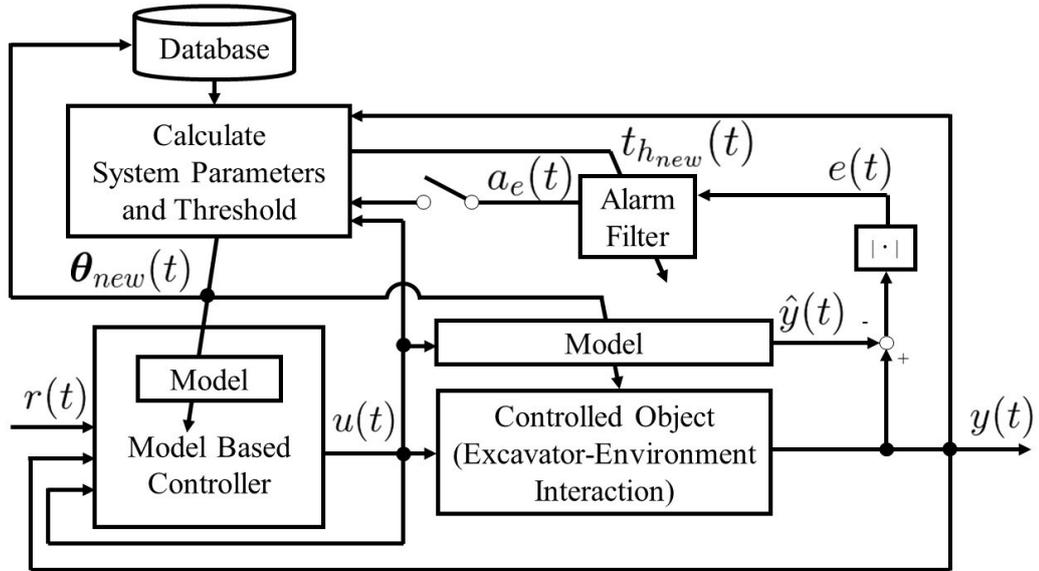


Fig. 2.4: Block diagram of the control system with database-driven modeling based on alarm management.

する。次式でアラームフィルタを定義する。

$$a_e(k) = \begin{cases} 1 & (e(k) > t_h(k)) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (2.26)$$

$$e(k) = |y(k) - \hat{y}(k)| \quad (2.27)$$

ここで、 $e(k)$  はモデル化誤差、 $t_h(k)$  はアラーム発報を判定する閾値を表す。なお、モデル化誤差の符号は意味を持たないため、システムの入力  $y(k)$  とモデルの予測出力  $\hat{y}(k)$  の差の絶対値で  $e(k)$  を定義する。式 (2.26) で  $a_e(k) = 1$  になったときアラームが発報され、DD モデリングが実行される。

また、アラームフィルタの設計に際し、アラーム発報に用いる閾値  $t_h(k)$  の設定が重要となる。本研究では、非線形な特性を持つ油圧ショベルアタッチメント-環境相互作用を制御対象とし、相互作用が各平衡点まわりで局所的に線形化できると仮定して式 (2.2) でモデル化している。ここで、非線形システムの各平衡点まわりのモデル化誤差は、例えば Fig. 2.5 に示すように各平衡点毎に異なる。したがって、各平衡点まわりのモデルで許容されるモデル化

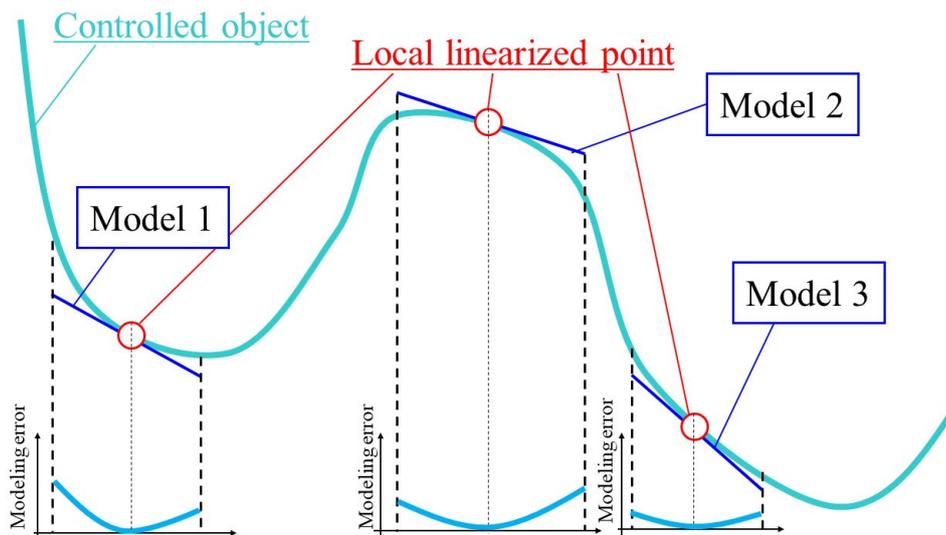


Fig. 2.5: Modeling errors of each local linear model.

誤差は異なり、各モデル毎に適した閾値を設定する必要があると考えられる。各モデルの閾値  $t_{hm}$  をモデル化誤差の平均  $\mu_{th}$  と標準偏差  $\sigma_{th}$  を用いて次式で定義する。

$$t_{hm} = \mu_{th} + 3\sigma_{th} \quad (2.28)$$

式(2.28)は、ある平衡点まわりを表したモデルにおいて動作点とその平衡点周りにあれば、ほとんどの場合でモデル化誤差が閾値  $t_{hm}$  内に収まることを意味する。なお、 $\mu_{th}$ 、 $\sigma_{th}$  は初期データベース構築時にシステム同定を行ったデータの  $y(k)$  と同定結果を用いて算出した  $\hat{y}(k)$  のモデル化誤差  $e(k)$  に基づきオフラインで予め算出される。例えば、ステップ数  $k_m$  の時系列データから  $\mu_{th}$  と  $\sigma_{th}$  を算出する場合、次式のようなになる。

$$\mu_{th} = \frac{1}{k_m} \sum_{k=1}^{k_m} e(k) \quad (2.29)$$

$$\sigma_{th} = \sqrt{\frac{1}{k_m} \sum_{k=1}^{k_m} (e(k) - \mu_{th})^2} \quad (2.30)$$

また、アラームフィルタをDDモデリングと統合した制御系の設計を考える。データベースにモデルのシステムパラメータが格納されていること、式(2.28)のように各モデルに適した閾

値があることから、システムパラメータとセットで閾値を格納しシステムパラメータと同様の方法で閾値を算出すれば、同じ枠組みの中で更新されるモデルに適した閾値が同時に得られると考えられる。そこで、アラームマネジメントに基づく DD モデリングを次に示す。なお、2.3 章の DD モデリングと重複する内容があるため、一部省略して記述する。

#### [step 1a]初期データベースの構築

事前を取得した制御対象の入出力データを用いてシステム同定を行い、システムパラメータ  $\bar{\theta}(j)$  を算出する。また、出力データ  $y(k)$  と  $\bar{\theta}(j)$  により算出されたモデル出力  $\hat{y}(k)$  との誤差  $e(k)$  から閾値  $t_{hm}(j)$  を求める。 $\bar{\theta}(j)$  と  $t_{hm}(j)$  を次式で定義する初期データベース  $\bar{\Theta} \in \mathbb{R}^{N_0 \times (n_y + n_u + 2)}$  に格納する。

$$\bar{\Theta} = \begin{bmatrix} \bar{\theta}(1) & t_{hm}(1) \\ \vdots & \vdots \\ \bar{\theta}(N_0) & t_{hm}(N_0) \end{bmatrix} \quad (2.31)$$

#### [step 2a]システムパラメータと閾値の算出

要求点  $\bar{\phi}(k)$  と各データセット  $\bar{\theta}(j)$  との距離を式 (2.22) で算出し、距離の小さい順にデータセットを並び変える。 $d(\bar{\phi}(k), \bar{\theta}(j))$  の小さいものから  $k_n$  個の近傍データを用いて、各データセットの重み  $w_{j_w}$  を式 (2.23) で計算する。さらに、式 (2.23) の計算結果を用いて局所線形平均法でシステムパラメータと閾値を次式で算出し、Fig. 2.4 のコントローラ内のモデルとアラームフィルタの閾値に適用するとともに、データベースに保存する。

$$\theta_{new}(k) = \sum_{j_w=1}^{k_n} w_{j_w} \bar{\theta}(j_w) \quad (2.32)$$

$$t_{h_{new}}(k) = \sum_{j_w=1}^{k_n} w_{j_w} t_{hm}(j_w) \quad (2.33)$$

なお、冗長データの削除方法は DD モデリングの [step 3] と同様である。

以上の [step 2a], [step 3] の処理を  $a_e(k) = 1$  になったときに実行することで、制御対象を表すモデルのシステムパラメータとアラームフィルタの閾値  $t_h(k)$  を更新する。

## 2.5 数値例

### 2.5.1 DD モデリングの検証

DD モデリングにより、操業条件によらず適切なシステムパラメータが算出可能かを検証する。ここでは、データベースのデータセットに操業条件を含む文献 [40] のモデリング手法（以下、手法 1）とモデリング精度と制御性能を比較する。検証に用いた制御系を Fig. 2.6 に示す。本検証では、手法 1 とモデリング手法の比較検証を行うため、手法 1 と同様に次式で表す内部モデル制御を用いた。

$$u(k) = Q(z^{-1})e_I(k) \quad (2.34)$$

$$Q(z^{-1}) = \left( \frac{1-\lambda_c}{1-\lambda_c z^{-1}} \right)^{n_c} \frac{A(z^{-1})}{B(z^{-1})} \quad (2.35)$$

$$e_I(k) := r(k) - \{y(k) - \hat{y}(k)\} \quad (2.36)$$

ここで、 $r(k)$  は制御目標値、 $\lambda_c$  はフィルタの設計パラメータ、 $n_c$  はフィルタ次数を表す。DD モデリングによって算出されたシステムパラメータが式 (2.35) の  $A(z^{-1})$ ,  $B(z^{-1})$  に適用されることで、特性変化する制御対象においても良好な制御性能を得ることができる。

比較検証には Table 2.1 に示す設定パラメータを用いた。また、制御対象は式 (2.2) と同様の 2 次遅れ系とし、制御中の制御対象の特性変化、すなわちシステムパラメータの真値をシミュレーション時間において変化するように設定した。ここでは、次式のように Fig. 2.1 のモデルのパラメータ  $m(t)$ ,  $k_{sp}(t)$ ,  $c(t)$  を時間変化するように設定し、式 (2.3), (2.4), (2.5) でシステ

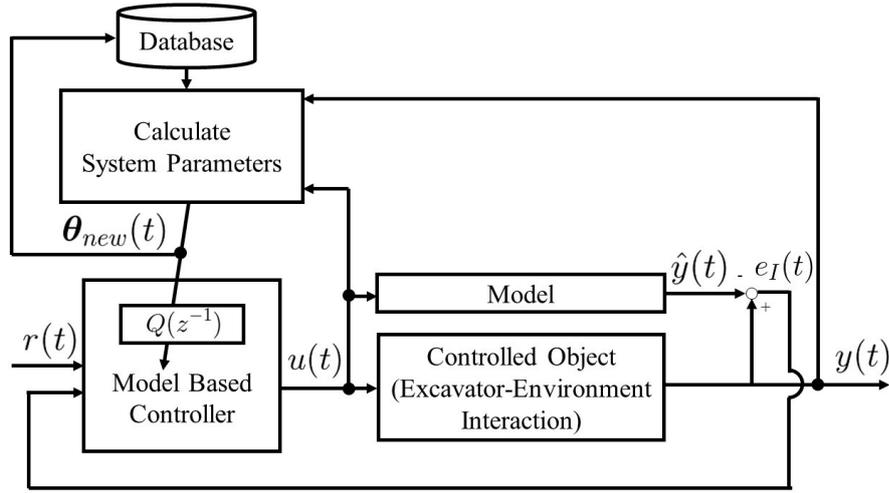


Fig. 2.6: Block diagram of the model based control system with database-driven modeling

ムパラメータ  $a_1(t)$ ,  $a_2(t)$ ,  $b_0(t)$  に変換し真値として与えた。

$$[m(t), k_{sp}(t), c(t)] = \begin{cases} [0.02t + 1.0, 1.0, 0.5] & (\text{if } t < 12) \\ [0.02t + 1.0, 1.5, 0.9] & (\text{if } 12 \leq t < 32) \\ [0.02t + 1.0, 1.8, 1.2] & (\text{if } 32 \leq t < 40) \\ [1.8, 1.8, 1.2] & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (2.37)$$

さらに、手法1における未知の操業条件が取得できるように、制御目標値  $r(t)$  を 1.5, 3.0, 4.5, 6.0, 7.5 の5段階で変化させた。また、手法1と提案法の差異を確認するため、手法1に用いるデータベースには検証時と異なる操業条件の入出力データとモデルの組み合わせをデータセットとして格納した。手法1の初期データベース構築のシステムパラメータと目標値の組み合わせを Table 2.1 に示す。なお、本検証では制御対象を時刻により線形システムが切り替わる系と設定しているため、2.4章のアラームフィルタは用いないこととする。

手法1のシミュレーション結果を Fig. 2.7 に、提案法の結果を Fig. 2.8 に示す。Fig. 2.7の手法1では、現在の制御対象を表すモデルはデータベース内に存在するものの、制御中の操業条件を表す、もしくは類似したデータセットが存在しないため、真値と大きく異なるシステムパラメータが算出されている。これは、データベース内の近傍データセットの取得が、データ

Table 2.1: Parameters of the simulation (database-driven modeling).

|   |   |
|---|---|
| Sampling time   | $T_s = 0.1[s]$  |
| Order of the local linear system  | $n_y = 2, n_u = 0$  |
| Gaussian white noise  | mean = 0, $\sigma^2 = 0.0009^2$   |
| Number of Neighbors   | $k_n = 3$   |
| Initial number of data (Method 1)   | $N_0 = 180$   |
| Initial number of data (Proposed method)  | $N_0 = 9$   |
| IMC filter  | $\lambda_c = 0.7, n_c = 2$  |
| Order of the weight function  | $n_w = 4$   |
| Coefficient to inhibit the data   | $\beta = 0.0001$  |
| Combinations of system parameters and reference for initial database construction in method 1 | $[a_1, a_2, b_0, r] = [-1.93, 0.94, 0.0094, 3.0],$<br>$[-1.94, 0.95, 0.0086, 3.0], [-1.94, 0.95, 0.0079, 3.0],$<br>$[-1.91, 0.93, 0.0071, 2.0], [-1.92, 0.93, 0.0066, 2.0],$<br>$[-1.93, 0.93, 0.0062, 2.0], [-1.93, 0.94, 0.0059, 2.0],$<br>$[-1.91, 0.92, 0.0054, 1.0], [-1.92, 0.93, 0.0052, 1.0]$ |

セットの操業条件と要求点との関係性に基づいて算出されることに起因する。そのため、近い操業条件ではあるものの、現在の制御対象の特性とは異なるデータセットが選択されてしまうことがある。したがって、手法1では上記の要因によりモデル化誤差が大きくなる場合があり、シミュレーションではその影響から制御性能が劣化してしまっている。とくに、 $t = 10[s]$ 以降の追従性が悪い。一方、Fig. 2.8の提案法の場合、システムパラメータの真値への追従性が改善されている。これは、提案法では現在の要求点とシステムパラメータのみが格納されたデータベースを用いてシステムパラメータを算出するため、操業条件に影響されずデータベース内の現在の制御対象に近いシステムを適切に選択できるからである。さらに、真値に近いシステムパラメータ、誤差の小さいモデルを制御器に適用することができるため、各目標値における制御性能が大きく向上していることが確認できる。

以上より、システムパラメータのみをデータセットとしてデータベースに格納し、そのデータベースと要求点からシステムパラメータを算出するDDモデリングによって、現在の制御対象を表すシステムパラメータを適切に算出することができた。さらに、誤差の小さいモデルを用いた制御が可能となるため、手法1よりも制御性能を向上させることができた。したがって、油圧ショベルの掘削動作のような、操業条件や環境条件の組み合わせが無数に存在する制御対象に対して有効な、データを活用したモデリング手法を構築することができた。

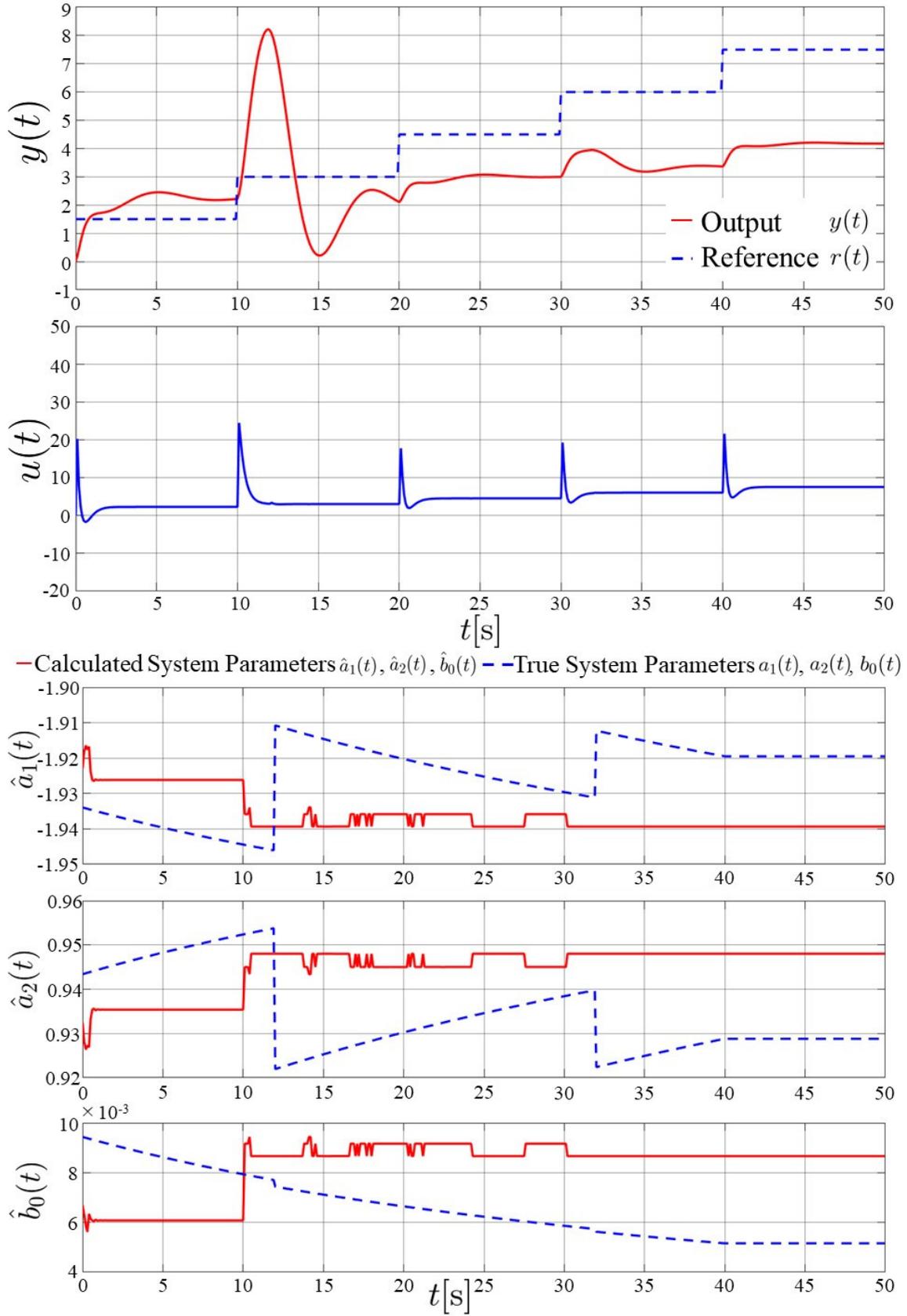


Fig. 2.7: Simulation result of the method 1 A-[1].

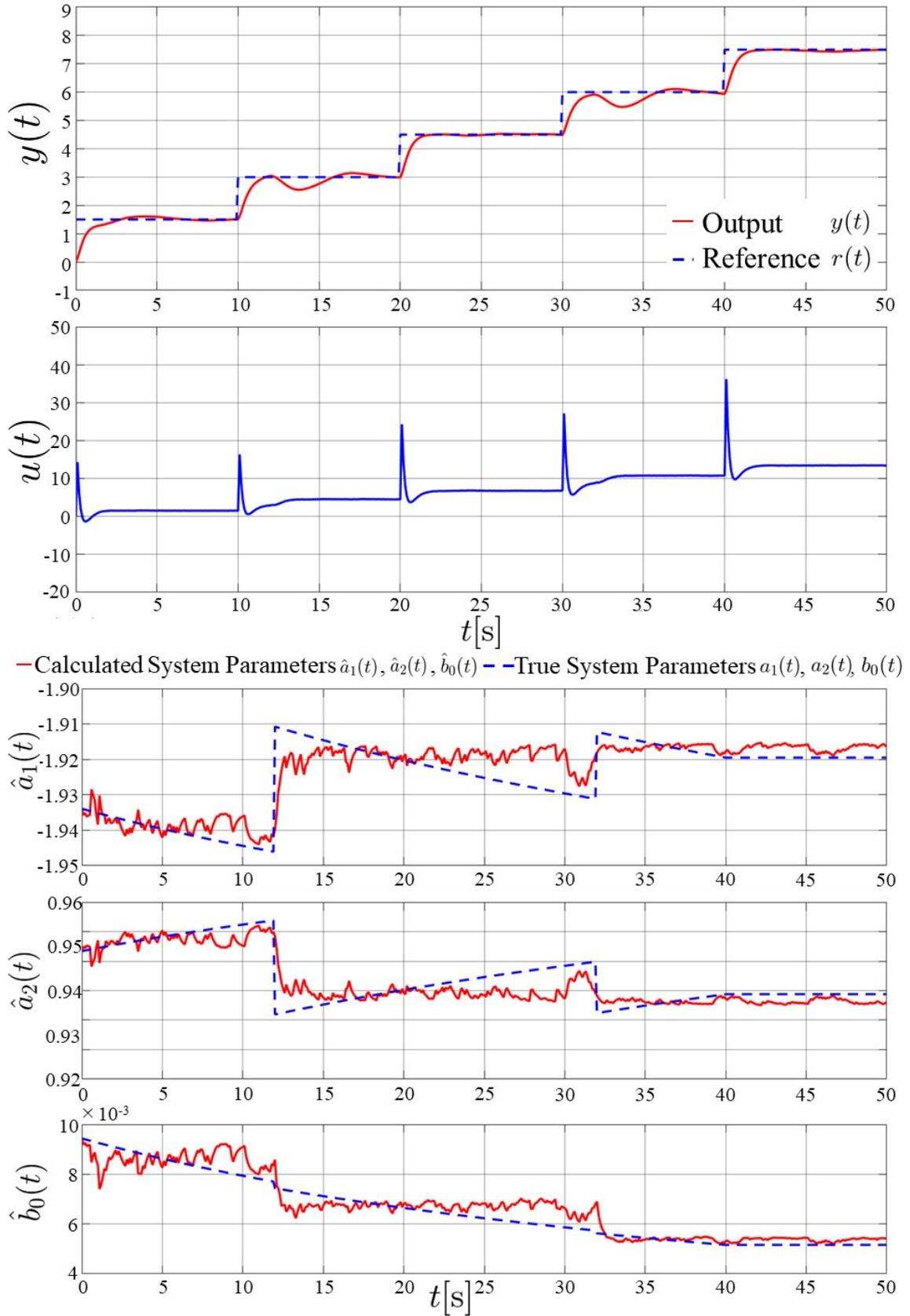


Fig. 2.8: Simulation result of the internal model control system with database-driven modeling A-[1].

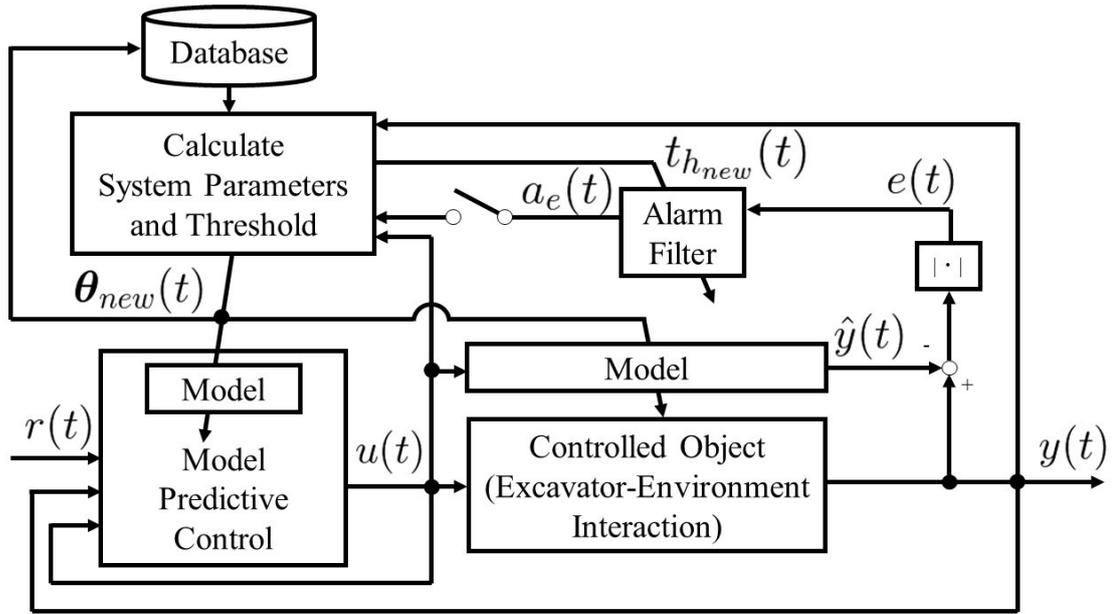


Fig. 2.9: Block diagram of model predictive control system with database-driven modeling based on alarm management.

## 2.5.2 アラームマネジメントに基づく DD モデリングの検証

モデル化誤差増大に応じてモデリングを実行する提案法の有効性を検証する。ここでは、制御周期毎にモデリングを実行する DD モデリング（以下、手法 2）と提案法のモデル更新回数、および制御性能を比較する。検証に用いた制御系を Fig. 2.9 に示す。本検証ではモデルに基づくコントローラとして次式で表すモデル予測制御を用いた。DD モデリングによって算出されたシステムパラメータが Fig. 2.9 のコントローラ内のモデルに適用されることで、特性変化する制御対象においても良好な制御性能を得ることができる。なお、DD モデリングにより算出されたモデルを用いて実行されるモデル予測制御をデータベース駆動型モデル予測制御と呼び、その詳細については第 3 章で説明する。制御対象には次式や Fig. 2.10 に示す Hammerstein モデルを設定した。

$$y(k) = 0.6y(k-1) - 0.1y(k-2) + 1.2x(k-1) - 0.1x(k-2) \quad (2.38)$$

$$x(k) = 1.5u(k) - 1.5u(k)^2 + 0.5u(k)^3 \quad (2.39)$$

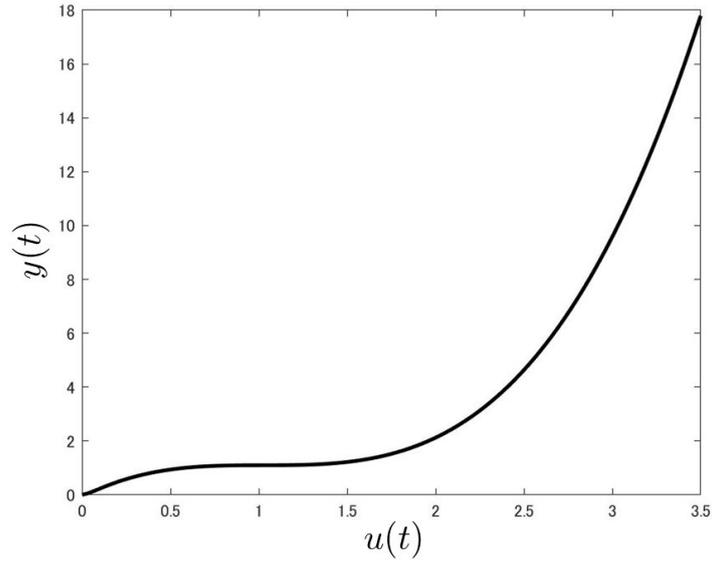


Fig. 2.10: Hammerstein model.

ここで，式 (2.38)，式 (2.39) はそれぞれ制御対象の線形動特性，非線形静特性を表す。DD モデルリングを適用するために，制御対象を局所的に次式の 2 次遅れ系でモデル化する。

$$y(k) = -\hat{a}_1 y(k-1) - \hat{a}_2 y(k-2) + \hat{b}_0 u(k-1) \quad (2.40)$$

そして，制御対象を 6 つの平衡点を中心にそれぞれモデル化する。それぞれの平衡点，同定されたシステムパラメータ，および閾値を次式に示す。

$$[a_1, a_2, b_0, t_{hm}] = \begin{cases} [-0.493, 0.0652, 1.10, 0.206], & (u = 0.5) \\ [-0.495, 0.0642, 0.627, 0.206], & (u = 1.0) \\ [-0.497, 0.0636, 0.468, 0.0766], & (u = 1.5) \\ [-0.505, 0.0627, 0.614, 0.469], & (u = 2.0) \\ [-0.512, 0.0634, 1.08, 1.08], & (u = 2.5) \\ [-0.516, 0.0640, 1.81, 1.90], & (u = 3.0) \end{cases} \quad (2.41)$$

Table 2.2: Parameters of the simulation (Database-Driven Modeling based on alarm management).

|                                  |                               |
|----------------------------------|-------------------------------|
| Sampling time                    | $T_s = 0.1[s]$                |
| Order of the local linear system | $n_y = 2, n_u = 0$            |
| Gaussian white noise             | mean = 0, $\sigma^2 = 0.01^2$ |
| Number of Neighbors              | $k_n = 3$                     |
| Initial number of data           | $N_0 = 6$                     |
| Order of the weight function     | $n_w = 4$                     |
| Coefficient to inhibit the data  | $\beta = 0.001$               |

ここで、モデル化誤差の閾値  $t_{hm}$  は式 (2.28) を用いて平衡点周りの入力を与えられたときのモデル化誤差の平均と標準偏差から算出した。次に、式 (2.41) を用いて初期データベースを構築した。検証で用いた DD モデリングの設定パラメータを Table 2.2 に示す。

手法2のシミュレーション結果を Fig. 2.11 に、提案法の結果を Fig. 2.12 に示す。Fig. 2.11の手法2では、制御周期毎に制御対象のモデルを更新することで良好な制御性能が得られている。しかし、 $t \geq 32[s]$ 以降で制御対象の非線形性が強くなる場合、システムパラメータが振動的に変化し、それに伴い制御出力も振動してしまっている。一方、Fig. 2.12の提案法では、モデル化誤差が適応的な閾値を超えたこと、すなわちモデル化誤差の増大をアラームフィルタで検出し、その検出に基づいて DD モデリングを実行することで、モデル化誤差の増大に応じたモデリングの実行が可能となっている。さらに、 $t \geq 32[s]$ 以降の制御出力に着目すると、手法2よりも制御性能が向上していることがわかる。これは、提案法によりシステムパラメータの振動的な変化が抑制されたことが起因していると考えられる。したがって、モデル化誤差増大に応じてモデリングを実行する提案法により、制御対象によっては制御性能が向上する可能性があることが示唆される。一方、 $t \geq 32[s]$ 以降において、制御周期毎にモデリングを実行する手法2よりもモデル化誤差が大きくなっている。これは、制御周期毎に逐次得られるデータを用いてモデリングを行う方が、非線形な制御対象に対しては誤差の小さいモデルを算出することができるからである。しかし、検証において提案法によりモデル化誤差が増大しているものの制御性能が向上したことを鑑みると、モデル化誤差の多少の増大よりもモデルの振動的な変化の方が制御性能に与える影響が大きいと考えられる。さらに、必

Table 2.3: Parameters of the experimental verification.

|                                  |                    |
|----------------------------------|--------------------|
| Sampling time                    | $T_s = 0.2[s]$     |
| Order of the local linear system | $n_y = 2, n_u = 0$ |
| Number of Neighbors              | $k_n = 3$          |
| Initial number of data           | $N_0 = 147$        |
| Order of the weight function     | $n_w = 4$          |
| Coefficient to inhibit the data  | $\beta = 0.001$    |

要に応じてモデリングを実行することで、モデル更新回数を指標にするとモデリングにかかる計算コストが手法2よりも約98%低減できている。

以上より、アラームマネジメントに基づくDDモデリングにより、モデル化誤差の増大に応じてモデリングを実行することが可能になり、制御系における計算コスト低減と、合理的な制御系設計を実現することができた。さらに、モデルの振動的な変化を抑制でき、制御対象の特性変化によっては制御性能の向上が可能であることを確認した。

## 2.6 実験検証

アラームマネジメントに基づくDDモデリングの自動運転ショベル掘削動作における有効性を検証する。ここでは、2.5章の手法2と提案法におけるモデル更新回数と計算コストを比較する。実験にはFig. 2.13に示す20ton級の油圧ショベル（コベルコ建機株式会社製SK200-10）を用いた。本実験機は研究開発用に自動掘削の機能が実装されており、その機能を用いて実験を行った。自動掘削では、Fig. 2.13に示すアタッチメントのブーム、アーム、バケットの複合動作により目標とする掘削動作を実現する。ただし、自動掘削機能の詳細については本論文の主旨から外れるため省略する。検証では、実験機を用いて事前に計測した掘削距離と掘削力のデータからFig. 2.1の相互作用モデルを同定し、得られたシステムパラメータと閾値を初期データベースに格納した。そして、自動掘削を1回実行した際に取得されたデータに対し手法2と提案法を適用し、同一データにおけるそれぞれの比較検証を行う。検証に用いた設定パラメータをTable 2.3に示す。

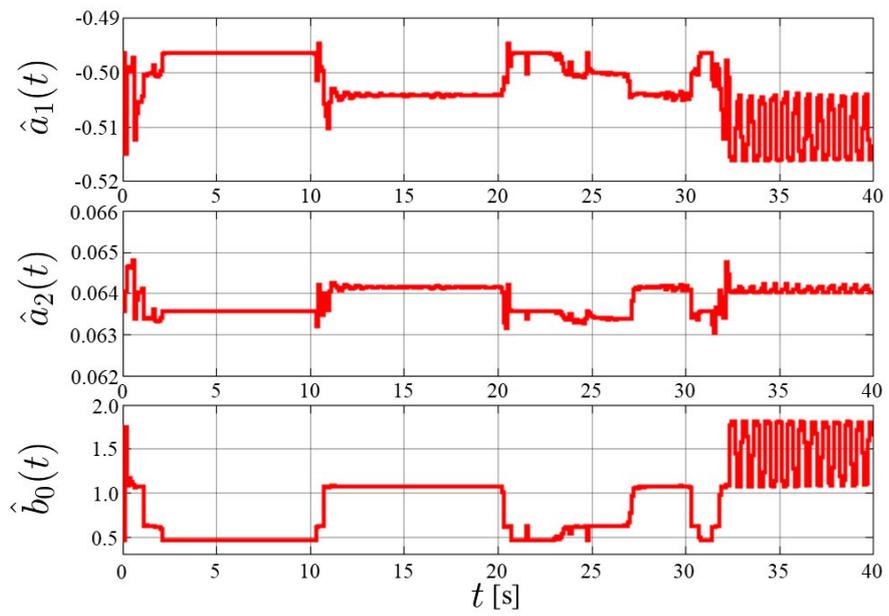
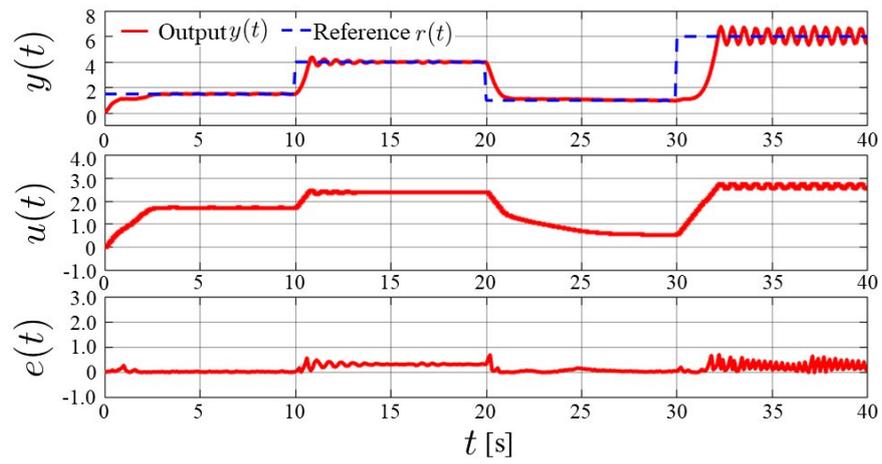


Fig. 2.11: Simulation result of the method 2.

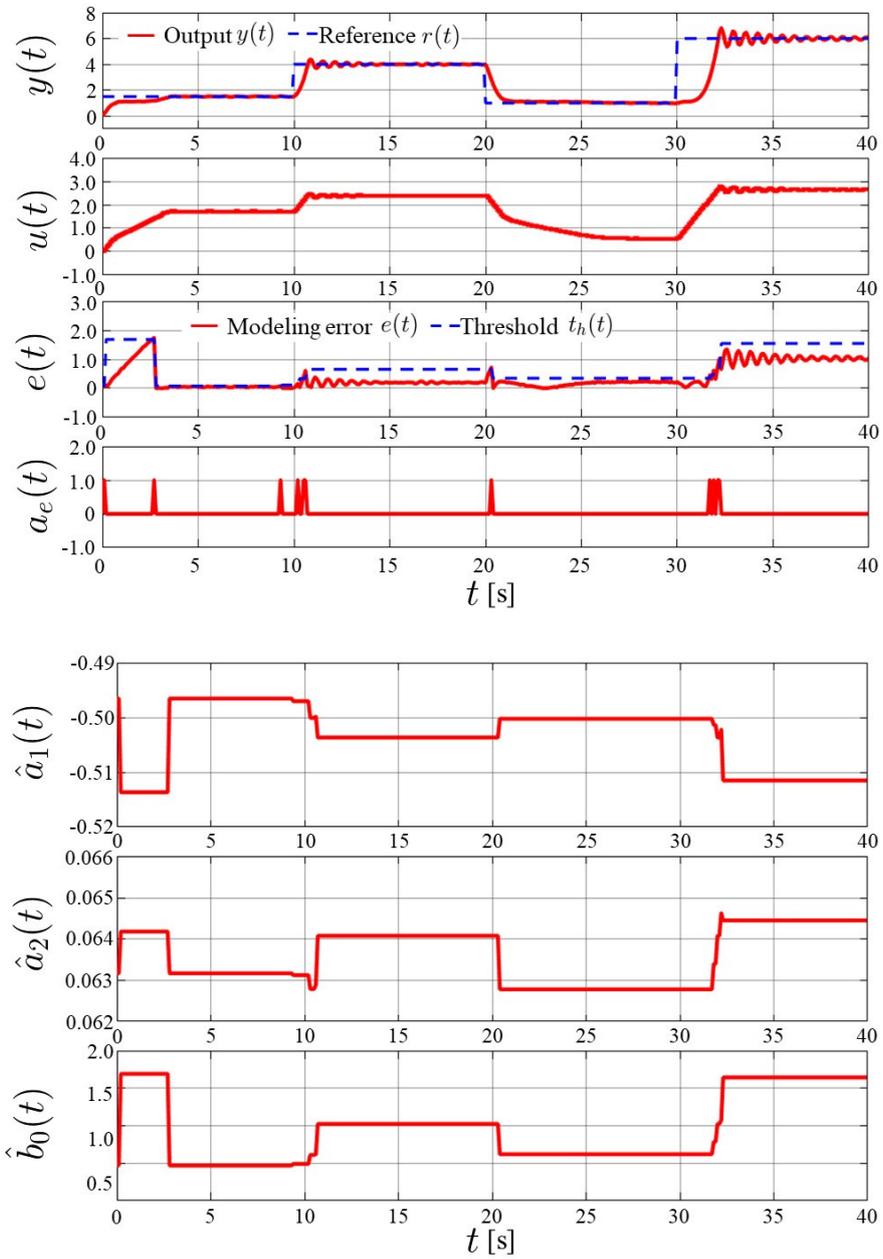


Fig. 2.12: Simulation result of the control system with database-driven modeling based on alarm management.



Fig. 2.13: Attachment of hydraulic excavator.

手法2の結果を Fig. 2.14 に、提案法の結果を Fig. 2.15 に示す。Fig. 2.14 の手法2では制御周期毎にモデリングを実行しているため、システムパラメータの変動が振動的になっている箇所が見られる。一方、Fig. 2.15 の提案法の場合、モデル化誤差の増大を検出してモデリングを実行することで、モデルの振動的な変化を抑制することができている。また、モデリングの実行回数は、手法2では60回に対し、提案法では6回となっており、モデリングの実行回数およびモデリングの計算コストを90%低減できている。さらに、提案法におけるシステムパラメータの変遷、とくに  $\hat{b}_0(t)$  に着目すると、掘削力  $u(t)$  が大きくなる箇所  $t = 3.8 \sim 8.0[s]$  において小さくなっている。相互作用モデルは掘削距離  $y(t)$  と掘削力  $u(t)$  との関係性をモデル化しており、掘削力に対する掘削の進みやすさを表している。 $t = 3.8[s]$  では、掘削力  $u(t)$  が大きくなる、すなわち負荷が大きくなり掘削が進みにくくなる箇所を検出し、相互作用モデルを更新できていると考えられる。掘削力  $u(t)$  に対して掘削が進みにくくなることを相互作用モデルに置き換えると、 $b_0$  が小さくなることを意味するため、システムパラメータの変化はその兆候を表している。

以上より、アラームマネジメントに基づく DD モデリングにより、自動運転ショベルを用いた実験においてもシミュレーションと同様に、モデル化誤差の増大に応じてモデリングを実行することが可能になり、制御系における計算コスト低減と、合理的な制御系設計を実現することができた。

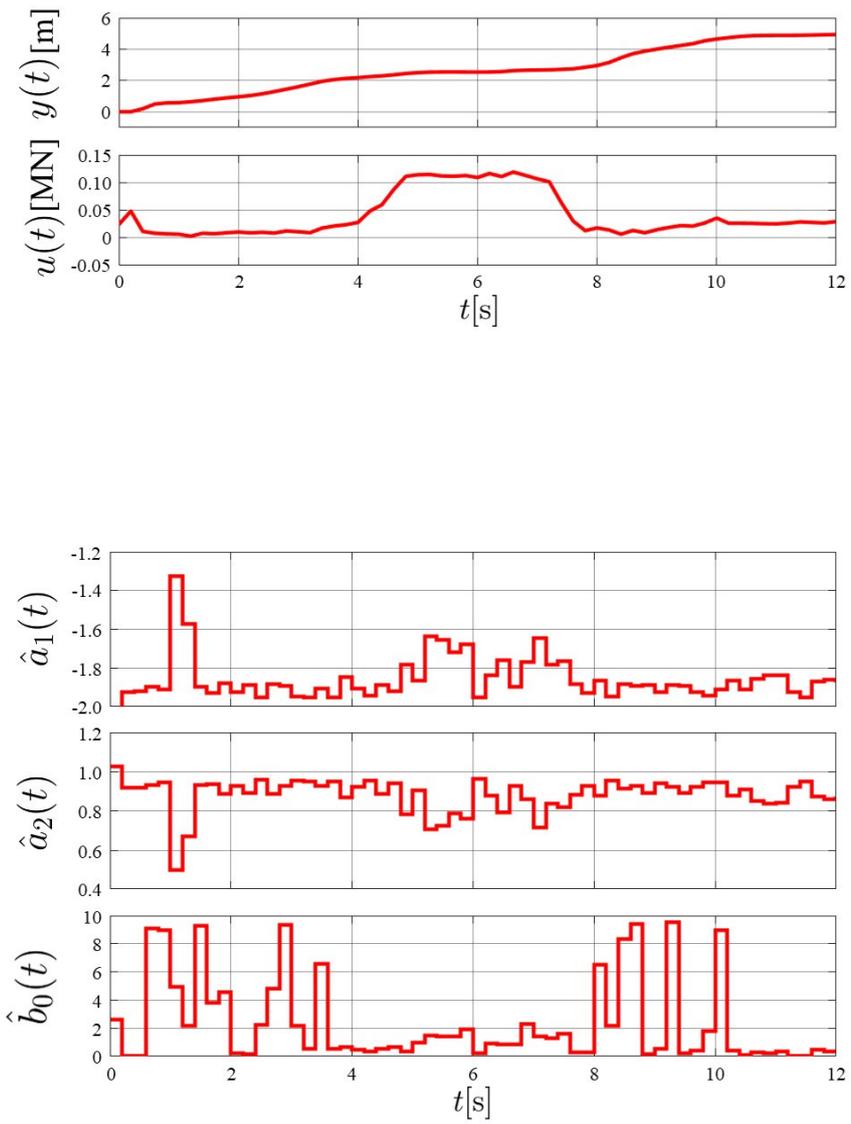


Fig. 2.14: Experimental result of the method 2.

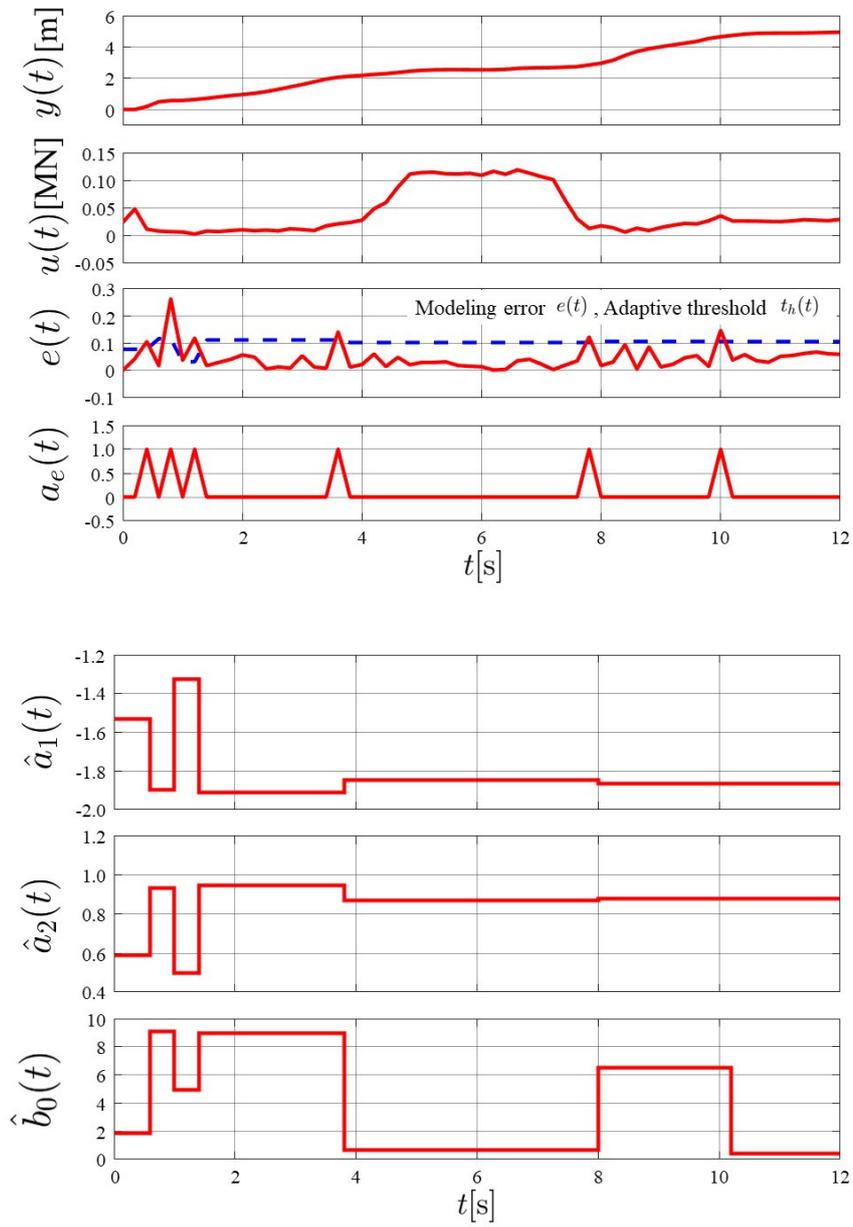


Fig. 2.15: Experimental result of database-driven modeling based on alarm management.

## 2.7 結言

本章では、自動運転ショベルの作業対象の特性を考慮した制御系を構築するために、油圧ショベルの掘削動作における油圧ショベルアタッチメントと作業環境との相互作用のモデル化を行い、DDモデリングを提案した。さらに、低い計算コスト、合理的な制御系設計、モデルの振動的な変化抑制を目的とした、制御対象の特性変化時にモデリングを実行する、アラームマネジメントに基づくDDモデリングを提案した。

まず、制御系を構築するにあたり、掘削動作中における油圧ショベルアタッチメントと環境との相互作用を制御対象と設定した。掘削力と掘削距離をそれぞれ制御入力と制御出力とし、その関係性を局所的に見たときに「ばね-マス-ダンパ系」と見なせるものと仮定し、2次遅れ系でモデル化した。上記により、制御系設計が容易なモデルで土壌特性を考慮することが可能になった。次に、作業中に変化する相互作用特性をモデルで表現するために、システムパラメータのみが格納されたデータベースと制御対象の入出力データを用いてシステムパラメータを算出する、DDモデリングを構築した。この手法により、事前に得られたデータを活用して、自動運転ショベルの作業中に特性変化する制御対象をオンラインでモデリングすること、加えて操業条件に影響のない方法でシステムパラメータの算出が可能になった。また、モデルに基づく制御系におけるモデル化誤差の増大を検出し、その検出に応じてモデリングを実行する、アラームマネジメントに基づくDDモデリングを構築した。ここで、モデル化誤差検出に用いる閾値も同様に、データベース駆動型アプローチに基づきシステムパラメータと同時に算出される。上記の手法により、モデリング実行回数の低減による制御系の計算コスト低減の実現や、モデルの振動的な変化を抑制することが可能になり、必要に応じてモデリングが実行される合理的な手法にすることができた。さらに、実機の自動掘削において上記の効果があることを確認できた。

一方で、データベースに格納するデータやモデリングに用いるデータの信頼性については課題が残るため、信頼できるデータを用いたモデリング手法への改善が必要である。

# 第3章 モデルとデータを活用した制御系の設計

## 3.1 緒言

油圧ショベルでは土壌掘削が基本的な作業として知られており、建設現場の生産性や効率向上に向けた自動化、自律化にあたり実現しなければならない作業の一つである。油圧ショベルの自動化、自律化に関する研究の中でも、自動運転ショベルの掘削動作についてとくに活発に研究開発が行われている [25]-[28]。掘削においては油圧ショベルアタッチメントの動作は土壌特性の影響を受けるため、自動運転ショベルが多種多様な建設現場で所望の掘削動作を実行するためには、制御系の土壌特性への適応が必要となる。建設現場の土壌特性に応じて制御パラメータ等をチューニングすることで特定の特性に制御系を適応させることも可能だが、現場導入の度にチューニングを行うのは生産性や効率での観点から望ましくない。さらに、同じ現場においても、異なる土壌特性の箇所を作業する場合や、天候や土層の変化により作業中に土壌特性が変化する場合に都度チューニングが必要となる。また、作業中に自動運転ショベルに取り付けられた計測器や、作業員による計測によって土壌特性を特定し、その特性を基に制御パラメータをチューニングする方法も考えられるが、計測による作業時間のロスを考慮すると効率的な方法とは言い難い。このような課題に対し、掘削作業中に獲得できる情報、例えば自動運転ショベルに備えられたセンサのデータを用いて自動的に制御系を現在の土壌特性に適応させることができれば、作業の生産性を損なうことなく所望の掘削動作が実行できると考えられる。

一方、インフラ分野のDX[6]においてはモデルの活用も重要視されており、油圧ショベルの掘削動作においてもモデルの活用やモデルに基づく制御について研究が行われている[26, 46]-[48]。しかし、土壌の特性を含まないモデルを用いたり、油圧ショベルの機構、油圧回路、土壌の崩壊を表現した詳細な掘削モデルを解析的に用いたりするなどの研究が多く[33, 34]、データとモデルを用いることで作業中に建設現場の土壌特性に適応するといった取り組みは著者の知るところでは報告されていない。したがって、自動運転ショベルの建設現場への導入から掘削動作の実行までを含む生産性向上を考えると、作業中に獲得できるデータと、土壌特性を考慮したモデルを用いて建設現場の土壌特性に自動的に適応し、さらに所望の動作を実行可能な制御系の構築が必要となる。

また、油圧ショベルには各アクチュエータから発生可能な推力等のハードウェア上の制限があり、このような制約を扱って制御できることが望ましい。制約条件を陽に扱うことが可能なモデルに基づく制御手法として、モデル予測制御[31, 32]が知られている。この制御手法は、制御対象のモデルを用いて未来の応答を予測し、予測に基づいて制御入力の実行を行う。文献[49]では、モデル予測制御の予測に基づき制御入力を決定する点について、自動車の運転を例に、検出できる情報、自身の車両の状態や制約条件を加味して予測しながら操作し、新しい情報が得られるたびに予定の操作を見直す制御手法であると解説している。油圧ショベルにおいても、機械自身がさながらオペレータのように動作を予測して都度操作量を調整するようなモデル予測制御は、自動化、自律化に対して有用な制御手法であると言える。

自動運転ショベルの掘削動作を対象にしたモデル予測制御において用いるモデルは、前述の通り土壌特性を考慮したものが望ましい。自動車の自動運転や移動ロボットの例を筆頭に、モデル予測制御には制御対象の動力学等を表したモデルがよく用いられる[50]-[53]。そのため、油圧ショベルの動力学モデルと土壌の崩壊モデルを組み合わせた非線形モデルを用いて、非線形モデル予測制御[54, 55]を実行することも考えられるが、変化する土壌特性を扱うには土壌モデルのパラメータを変更する必要があるため、そのために土壌特性を計測するなどの対

応をしなければならない。しかし、前述のように作業中に土壌特性を計測することは生産性の観点から好ましくない。そこで、2章で提案した油圧ショベルアタッチメントと作業対象の相互作用を局所的に近似して表現した油圧ショベルー環境相互作用モデルと、作業中の獲得できる自動運転ショベルのデータを用いてモデル推定を行うデータベース駆動型モデリング（DDモデリング）とモデル予測制御とを組み合わせた制御手法を用いれば、土壌特性変化に応じて適切な制御入力を算出可能な制御系を構築できると考えられる。

本章では、自動運転ショベルの掘削動作を対象にしたデータベース駆動型モデル予測制御系を構築する。まず、DDモデリングによって算出される油圧ショベルー環境相互作用モデルを用いて制御入力を決定するモデル予測制御系（以降、データベース駆動型モデル予測制御系）を設計する。次に、数値例で提案法とモデル固定のモデル予測制御、さらに第2章で用いたDDモデリングに基づく内部モデル制御系の制御性能の比較を行い、提案法の有効性を検証する。最後に、ラジコンショベルの掘削動作に提案法を適用した場合の有効性検証と考察を行う。

## 3.2 データベース駆動型モデル予測制御

特性変化する制御対象を扱うため、モデル予測制御と第2章で提案したDDモデリングとを組み合わせたデータベース駆動型モデル予測制御系を構築する。さらに、自動運転ショベルの作業における環境の特性変化を考慮した制御系とするために、第2章で提案した油圧ショベルー環境相互作用モデルを用いる。以降、油圧ショベルー環境相互作用モデルと同様に2次遅れ系を対象とした数式を記述する。データベース駆動型モデル予測制御系のブロック線図を Fig. 3.1 に示す。まず、制御入力  $u(k)$  を次式で定義する。

$$u(k) = u(k-1) + \Delta u(k) \quad (3.1)$$

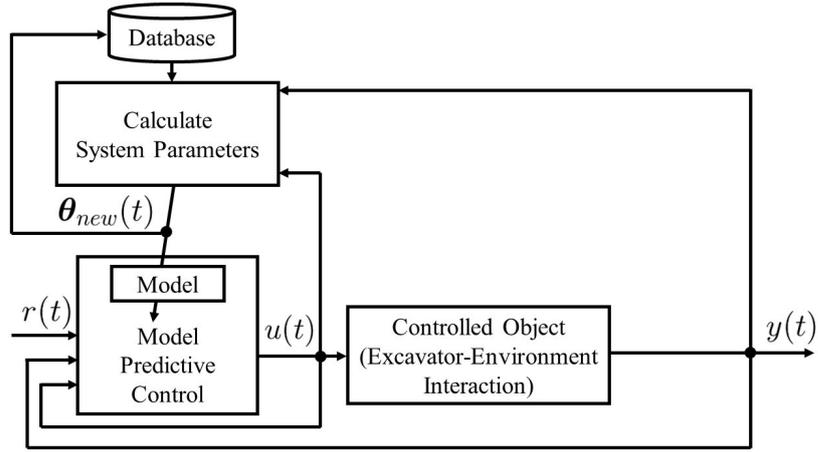


Fig. 3.1: Block diagram of database-driven model predictive control system.

ここで、 $\Delta u(k)$  は入力変化量を表し、モデル予測制御 [31, 32] により  $\Delta u(k)$  を算出する。さらに、動作中に特性変化する制御対象においても所望の制御性能が得られるよう、2章で提案した DD モデリングによってシステムパラメータを推定し、制御対象の特性変化に応じてモデル予測制御器内のモデルを変化させる。油圧ショベル-環境相互作用モデルをデータベース駆動型モデル予測制御系に適用するため、式 (2.2) のシステムパラメータを  $\hat{a}_1(k)$ ,  $\hat{a}_2(k)$ ,  $\hat{b}_0(k)$  に置き換えた上で、状態空間モデルで表現する。

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}_s(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}_s(k)\Delta u(k) \quad (3.2)$$

$$y(k) = \mathbf{C}_s\mathbf{x}(k) \quad (3.3)$$

$$\mathbf{x}(k) := [\Delta y(k), \Delta y(k-1), y(k)]^T \quad (3.4)$$

$$\mathbf{A}_s(k) = \begin{bmatrix} -\hat{a}_1(k) & -\hat{a}_2(k) & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ -\hat{a}_1(k) & -\hat{a}_2(k) & 1 \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

$$\mathbf{B}_s(k) = [\hat{b}_0(k), 0, \hat{b}_0(k)]^T \quad (3.6)$$

$$\mathbf{C}_s = [0, 0, 1] \quad (3.7)$$

ここで、 $\mathbf{A}_s(k)$ ,  $\mathbf{B}_s(k)$ ,  $\mathbf{C}_s$  はそれぞれシステム行列, 制御行列, 観測行列を表し,  $\mathbf{A}_s(k)$ ,  $\mathbf{B}_s(k)$  にデータベース駆動型モデリングによって算出された  $\hat{a}_1(k)$ ,  $\hat{a}_2(k)$ ,  $\hat{b}_0(k)$  が適用される。次に,  $\Delta u(k)$  を求めるため, 式 (3.2), (3.3) の状態空間モデルを用いた評価関数  $J$  を次式で定義する。

$$J = (\mathbf{y}_p - \mathbf{r}_p)^T \mathbf{Q}_e (\mathbf{y}_p - \mathbf{r}_p) + \Delta \mathbf{u}_p^T \mathbf{Q}_u \Delta \mathbf{u}_p \quad (3.8)$$

$$\mathbf{y}_p = [y(k+1), \dots, y(k+N_p)]^T \quad (3.9)$$

$$\mathbf{r}_p = [r(k+1), \dots, r(k+N_p)]^T \quad (3.10)$$

$$\Delta \mathbf{u}_p = [\Delta u(k), \dots, \Delta u(k+N_c-1)]^T \quad (3.11)$$

$$\mathbf{Q}_e = w_e \mathbf{I}_e \in \mathbb{R}^{N_p \times N_p} \quad (3.12)$$

$$\mathbf{Q}_u = w_u \mathbf{I}_e \in \mathbb{R}^{N_c \times N_c} \quad (3.13)$$

ここで,  $\mathbf{y}_p$  は予測出力,  $\mathbf{r}_p$  は目標値,  $\mathbf{u}_p$  は予測入力,  $N_p$ ,  $N_c$  は予測ホライズン長と制御ホライズン長,  $\mathbf{Q}_e$ ,  $\mathbf{Q}_u$  は重み行列を表す。なお,  $\mathbf{y}_p$  は式 (3.2), (3.3) の状態空間モデルによって再帰的に求めることができる。また,  $N_c \leq N_p$  とし,  $\mathbf{u}_p$  は  $N_c$  から  $N_p$  ステップ先まで一定と仮定する。そして, 以下の制約条件付き二次計画問題を解き  $\Delta \mathbf{u}_p$  を決定する。

$$\min_{\Delta \mathbf{u}_p} J \quad (3.14)$$

subject to

$$u_{min} \leq u(k) \leq u_{max} \quad (3.15)$$

$$\Delta u_{min} \leq \Delta u(k) \leq \Delta u_{max} \quad (3.16)$$

ここで,  $u_{max}$ ,  $u_{min}$  はそれぞれ  $u(k)$  の最大値と最小値,  $\Delta u_{max}$ ,  $\Delta u_{min}$  はそれぞれ  $\Delta u(k)$  の最大値と最小値を表す。最後に  $\Delta \mathbf{u}_p$  の一番目の要素を用いて  $\Delta u(k)$  が得られる。

$$\Delta u(k) = [1, 0, \dots, 0] \Delta \mathbf{u}_p \quad (3.17)$$

以上のように、制御入力  $u(k)$  は式 (3.1), (3.17) により算出される。なお、式 (3.9), (3.14) の詳細については付録 A を参照されたい。

### 3.3 数値例

提案法の有効性を検証するため、システムパラメータを一定とするモデル予測制御（以下、手法 3）と提案法の制御性能を比較する。また、モデルに基づく制御手法であるモデル予測制御と 2.5.1 章の数値例で用いた内部モデル制御の制御性能を比較するため、DD モデリングに基づく内部モデル制御（以下、手法 4）との比較検証も併せて行う。本検証では制御対象を油圧ショベルー環境相互作用モデルと同様に 2 次遅れ系と設定する。なお、2.5.1 章の数値例と同様の理由で 2.4 章のアラームフィルタは用いないこととする。制御中に制御対象の特性が変化するように、次式の通りシステムパラメータの真値を設定した。

$$[a_1(t), a_2(t), b_0(t)] = \begin{cases} [-1.88, 0.894, 0.0149] & (\text{if } t < 5) \\ [-1.89, 0.900, 0.00310] & (\text{if } 5 \leq t < 21) \\ [-1.91, 0.923, 0.00410] & (\text{if } 21 \leq t < 39) \\ [-1.86, 0.885, 0.00708] & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (3.18)$$

また、制御目標値は次式で示す参照軌道を用いた。

$$r(t) = r_{init} + (r_{fin} - r_{init})(1 - e^{-\alpha(t-t_{init})}) \quad (3.19)$$

ここで、 $r_{init}$  は初期目標値、 $r_{fin}$  は最終目標値、 $t_{init}$  は参照軌道の開始時刻、 $\alpha$  は参照軌道の設定パラメータを表す。数値例では、次式のように (3.19) 式の  $r_{init}$ ,  $r_{fin}$ ,  $t_{init}$  が時刻によって変

Table 3.1: Parameters of the simulations

|                                 |  |
|---------------------------------|--|
| Sampling time                   | $T_s = 0.1[\text{sec}]$  |
| Order of the system             | $n_y = 2, n_u = 0$   |
| Gaussian white noise            | mean = 0, $\sigma^2 = 0.03^2$  |
| Reference trajectory            | $\alpha = 0.7$   |
| Initial number of data          | $N_0 = 20$   |
| Number of Neighbors             | $k_n = 3$  |
| Order of the weight function    | $n_w = 4$  |
| Coefficient to inhibit the data | $\beta = 1.0 \times 10^{-4}$   |
| Prediction and control Horizon  | $N_p = 30, N_c = 4$  |
| Weight of cost function         | $\mathbf{Q}_e = 1 \times \mathbf{I}_e, \mathbf{Q}_u = 0.5 \times \mathbf{I}_u$ |
| Constraints parameter           | $\Delta u_{max} = 1, \Delta u_{min} = -1, u_{max} = 15, u_{min} = -15$         |

化するような参照軌道を設定した。

$$[r_{init}, r_{fin}, t_{init}] = \begin{cases} [0, 1, 0] & (\text{if } t < 20) \\ [1, 2, 20] & (\text{if } 20 \leq t < 40) \\ [2, 3, 40] & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (3.20)$$

また、重み  $\mathbf{Q}_u, \mathbf{Q}_e$  は対角成分に差異があるような設定も可能だが、設計の見通しを考慮して Table 3.1 に示すように一定の対角成分を設定した。検証に用いた各設定パラメータを Table 3.1 に示す。なお、手法 3 では (3.18) 式の  $t < 5$  におけるシステムパラメータの真値を制御器内のモデルに用いた。

$$[a_1, a_2, b_0] = [-1.88, 0.894, 0.0149] \quad (3.21)$$

手法 3 の結果を Fig. 3.2, 手法 4 を Fig. 3.3, 提案法の結果を Fig. 3.4 に示す。Fig. 3.2 に示す手法 3 の場合、コントローラ内のモデルと制御対象のシステムパラメータが大きく異なるとき、すなわちモデル化誤差が大きいとき出力が振動的になり制御性能が劣化してしまう。特に  $5 \leq t < 14$  や  $21 \leq t < 39$  でその様子が見てとれる。また、Fig. 3.3 に示す手法 4 の場合、真値に近いシステムパラメータは算出できているものの、制御対象の特性が変化した時刻  $t = 5$ ,

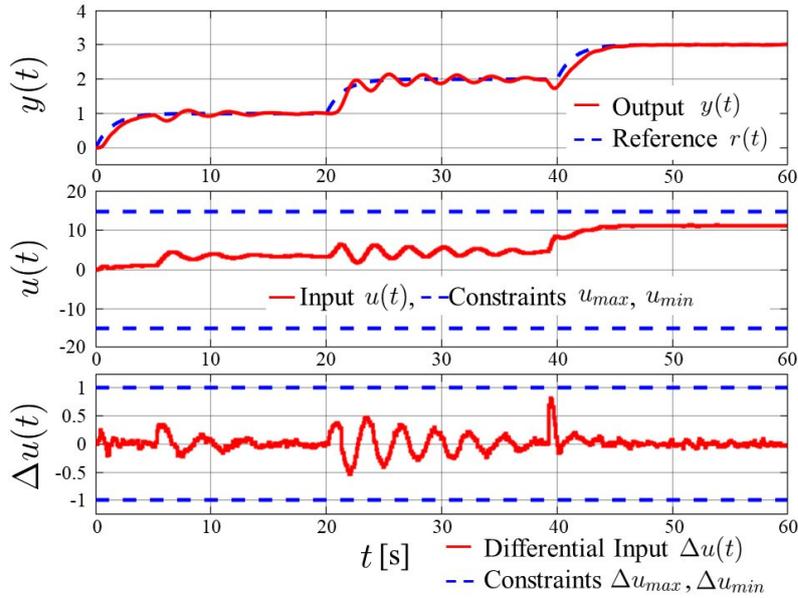


Fig. 3.2: Simulation result of MPC with fixed system parameters A-[2].

$t = 21$ ,  $t = 39$  の直後に目標値への追従性が悪化する。内部モデル制御が過去のモデル出力を用いて制御入力を算出するため、制御結果のように制御対象の特性変化時に過去のモデルに影響されてしまったと考えられる。一方、Fig. 3.4 に示す提案手法の場合、制御対象のシステムパラメータを逐次推定して制御器内のモデルに適用することで、制御対象の特性変化に対応できるため、システムパラメータが一定のモデル予測制御に比べ制御性能が向上している。この結果から、モデル予測制御において制御対象の特性変化に適応してモデルを更新するデータベース駆動型モデリングの適用が有効であることが分かる。また、内部モデル制御と提案手法の  $t = 60$  までの制御結果の Root Mean Squared Error (RMSE) を計算したところ、内部モデル制御の場合が 0.16、提案手法の場合が 0.11 であった。この比較から、DD モデリングに基づく内部モデル制御に比べ、制御対象の特性が変化したときの制御性能が向上していることが確認できる。さらに、 $u(t)$  や  $\Delta u(t)$  に設けた制約条件を守りながら制御できているため、自動運転シヨベルのようなハードウェア等の制約がある対象に対して有効な制御手法だと言える。

以上より、特性が変化する制御対象に提案手法を適用することで、手法 3 や手法 4 より制御性能が向上することを数値例で確認した。

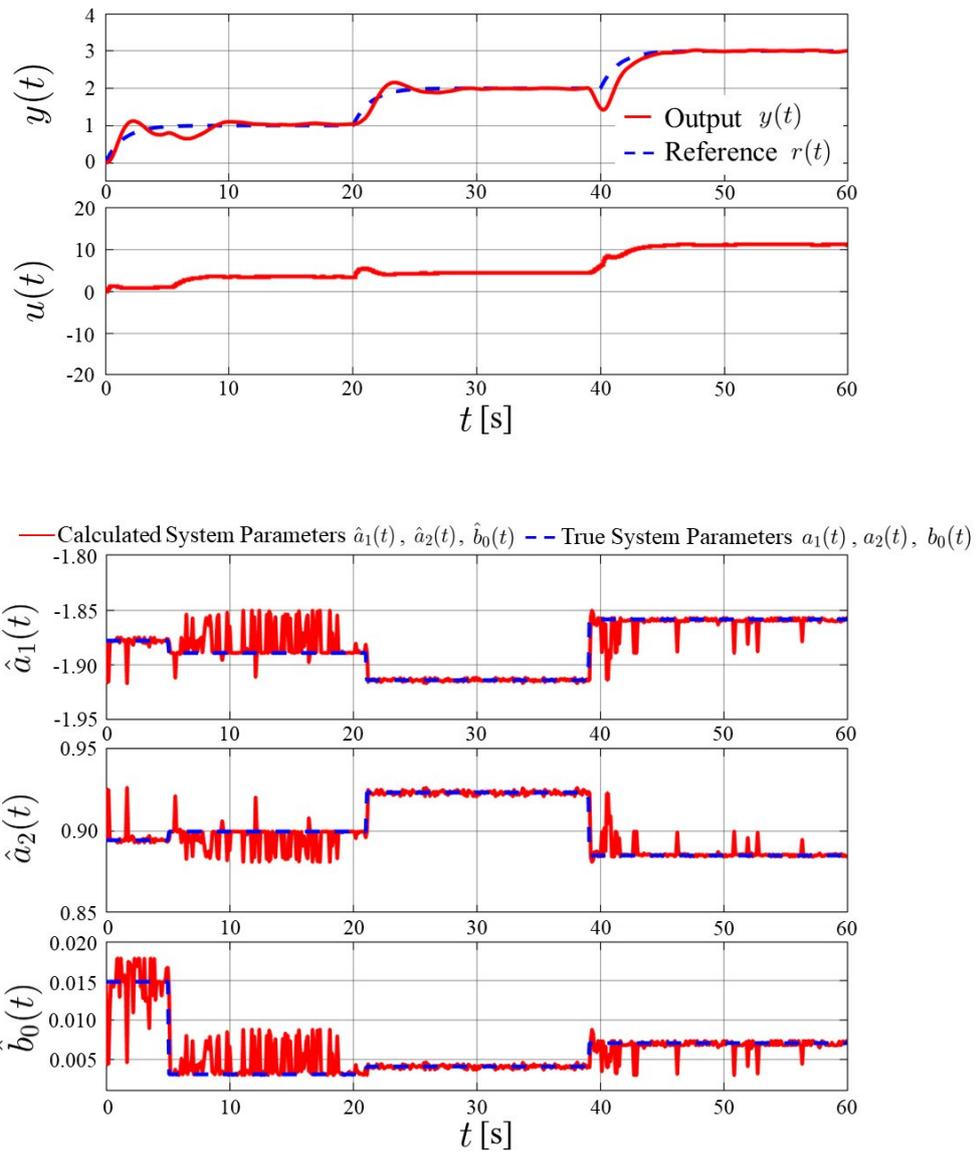


Fig. 3.3: Simulation result of IMC based on database-driven modeling A-[2].

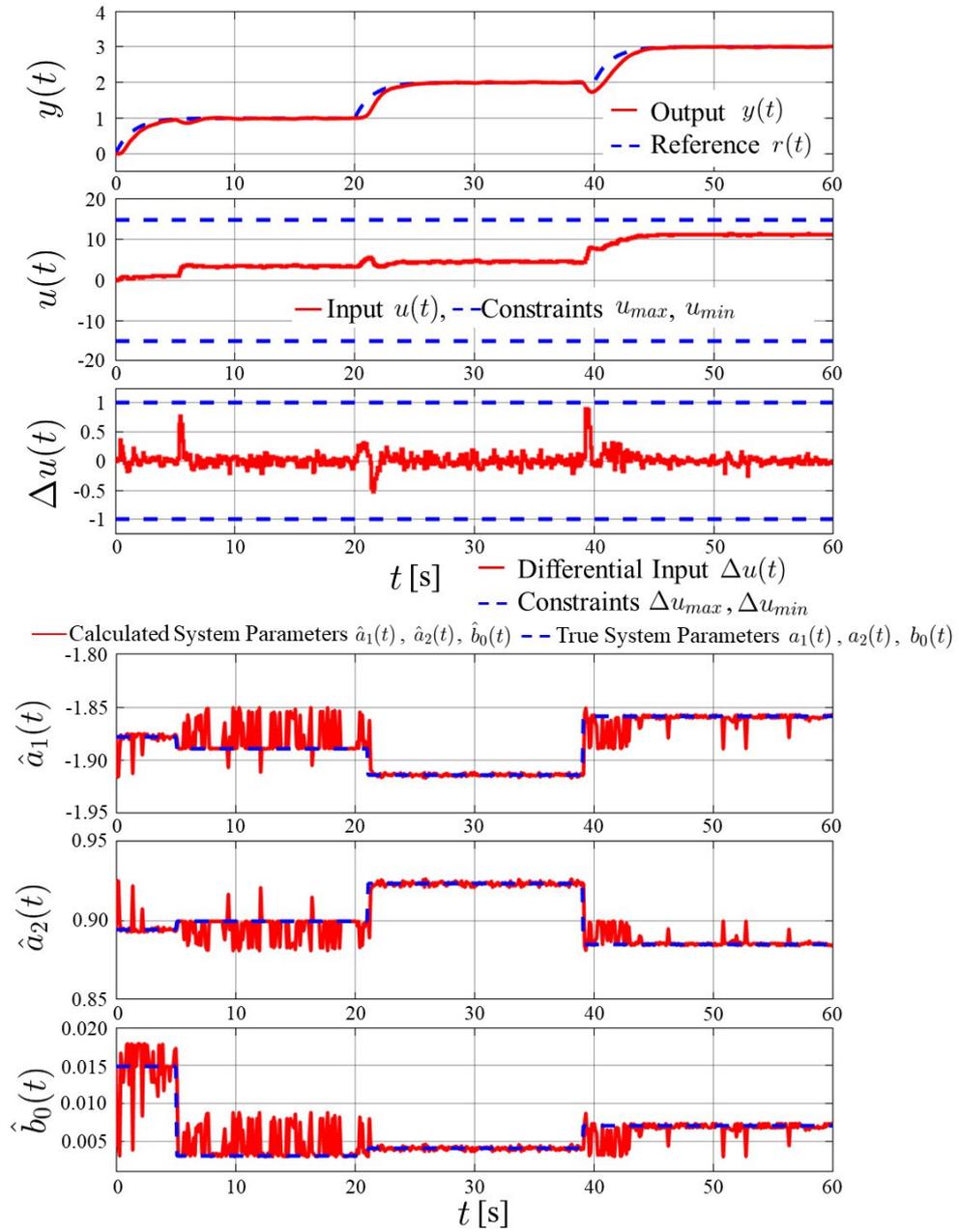


Fig. 3.4: Simulation result of database-driven model predictive control A-[2].

### 3.4 実験検証

次に、提案法の有効性をラジコンショベルを用いた実験により検証する。実験に用いたラジコンショベルを Fig. 3.5 に示す。これは、RC4WD 社製の 1/12 SCALE EARTH DIGGER 4200XL HYDRAULIC EXCAVATOR にセンサを取り付け、アタッチメント角度や油圧シリンダの圧力を取得可能にしたものである。アタッチメントは油圧ショベルと同様にブーム、アーム、バケットの 3 節リンクで構成され、それぞれ油圧シリンダで可動する。また、油圧シリンダにはポンプから油が供給され、その供給量はバルブの開度で調整される。実験では、提案法の自動運転ショベルの掘削動作への適用を簡易的に検証するため、アタッチメントのアーム単動での掘削動作を対象とする。このとき、アーム回転動作への油圧ショベルー環境相互作用モデルの適用が必要になるため、モデルを実験に合わせて次の通りに変更する。回転系におけるアタッチメントと作業対象との相互作用を局所的に見たとき、慣性モーメント  $I(t)$ 、ばね  $k_{sp}(t)$ 、およびダンパ要素  $c(t)$  による抵抗が発生する系と仮定すると、油圧ショベルー環境相互作用モデルは Fig. 3.6 で表現され、その運動方程式は次式で表される。

$$I(t)\frac{d^2y(t)}{dt^2} + c(t)\frac{dy(t)}{dt} + k_{sp}(t)y(t) = u(t) \quad (3.22)$$

ここで、 $y(t)$  はアーム角度の変位 [rad]、 $u(t)$  はアーム回転軸回りのトルク [Nm] を表す。式 (3.22) のモデルでは、式 (2.1) のモデルと同様に油圧ショベルのアタッチメントと環境との相互作用の特性変化を、モデルのパラメータ  $I(t)$ 、 $k_{sp}(t)$ 、 $c(t)$  の変化で表現する。式 (3.22) を離散化すると式 (2.2) で表すことができ、システムパラメータを DD モデリングにより求める。また、実験では Fig. 2.9 で示されるアラームマネジメントに基づく DD モデリングを適用したデータベース駆動型モデル予測制御系を用いる。

実験では、自動運転ショベルの掘削動作にデータとモデルを活用した制御系を適用した場合における提案法の有効性を確認する。検証では掘削時にアーム角度  $y(t)$  が目標角度  $r(t)$  に

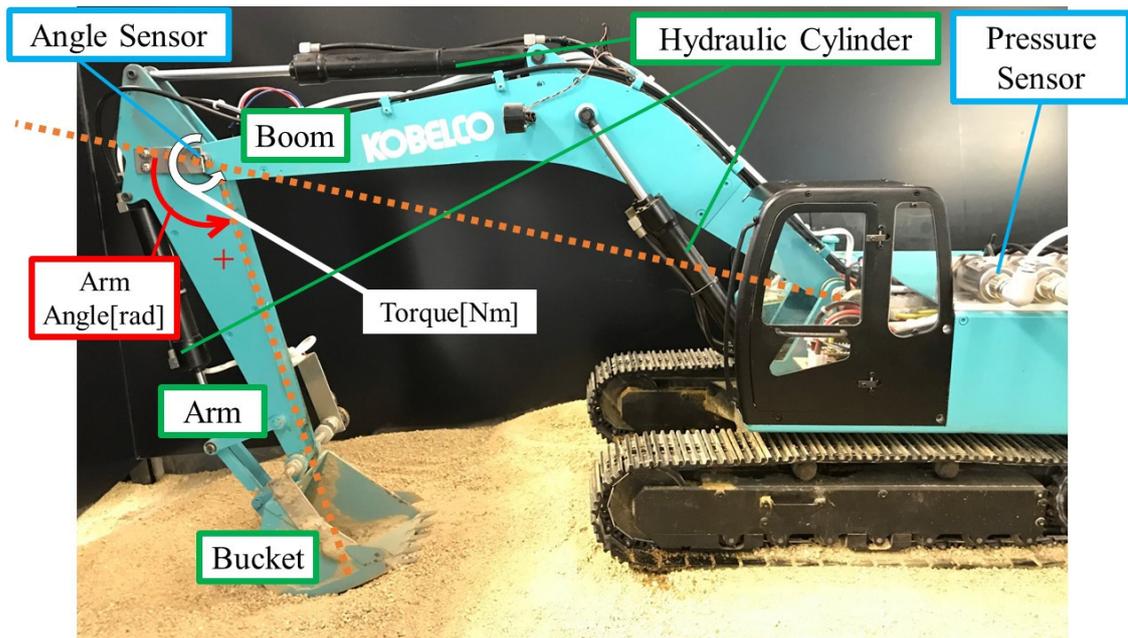


Fig. 3.5: Radio-controlled excavator.

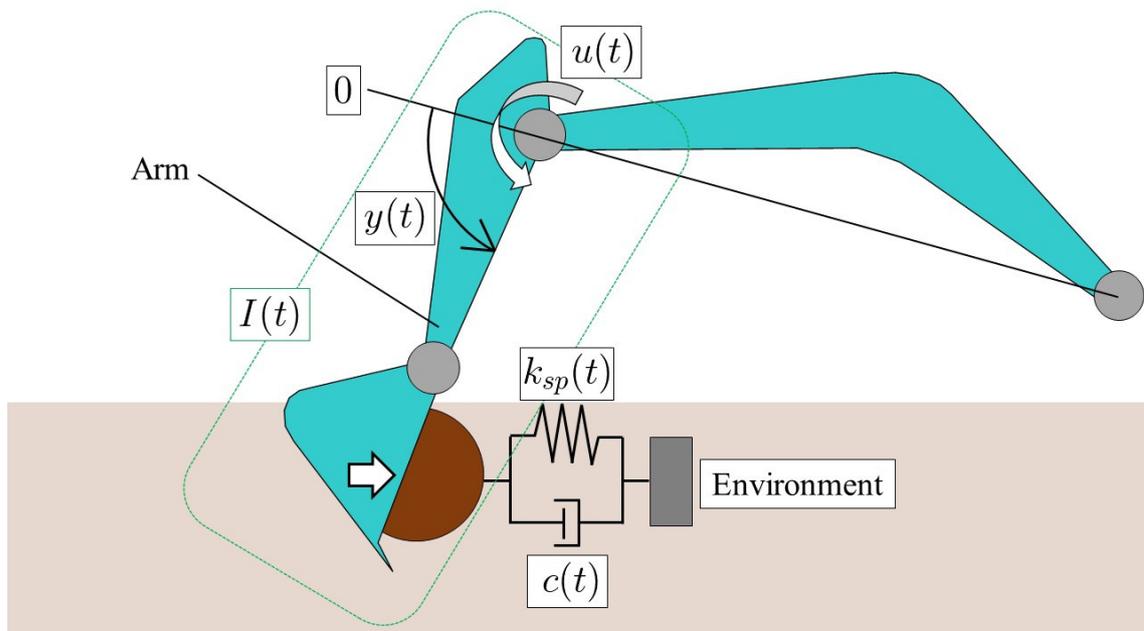


Fig. 3.6: Hydraulic excavator-environment interaction model of arm excavation.

Table 3.2: Parameters of the experiment

|                                 |   |
|---------------------------------|---|
| Sampling time                   | $T_s = 0.05[\text{sec}]$  |
| Order of the system             | $n_y = 2, n_u = 0$  |
| Reference trajectory            | $r_{init} = 0.52[\text{rad}], r_{fin} = 1.22[\text{rad}]$<br>$t_{init} = 0[\text{sec}], \alpha = 0.75$                    |
| Initial number of data          | $N_0 = 176$   |
| Number of Neighbors             | $k_n = 3$   |
| Order of the weight function    | $n_w = 4$   |
| Coefficient to inhibit the data | $\beta = 1.0 \times 10^{-4}$  |
| Prediction and control Horizon  | $N_p = 70, N_c = 4$   |
| Weight of cost function         | $\mathbf{Q}_e = 1 \times \mathbf{I}_e, \mathbf{Q}_u = 0.1 \times \mathbf{I}_u$  |
| Constraints parameter           | $\Delta u_{max} = 10[\text{Nm}], \Delta u_{min} = -10[\text{Nm}],$<br>$u_{max} = 40[\text{Nm}], u_{min} = -10[\text{Nm}]$ |

到達するように制御を行った。このとき、目標角度には (3.19) 式で示す参照軌道を設定した。実験に用いた各設定パラメータを Table. 3.2 に示す。ここで、 $u(t)$  や  $\Delta u(t)$  の制約条件は、ラジコンショベルの特性と、実験におけるアームの運動方向に基づき決定した。さらに、 $u(t)$  や  $\Delta u(t)$  の制約条件を守りながら、良好な制御性能が得られるよう  $\mathbf{Q}_u$  を試行錯誤的に設定した。また、実験ではラジコンショベルのアームを動作させるためにバルブ開度を調整する必要がある。そこで、制御器から算出された  $u(t)$  をバルブ開度の指令値に変換してアームを動作させることとした。なお、ラジコンショベルのバルブ開度とアーム回転軸回りのトルクの関係は実験的に求めた。

提案法の結果を Fig. 3.7 に示す。制御対象の入出力データから推定されたシステムパラメータ  $\theta_{new}(t)$  を用いて制御することで、参照軌道に追従できていることが確認できる。加えて、アームフィルタによってモデル更新タイミングが決定されることで、2.6 章の実機実験と同様にシステムパラメータの振動的な変化を抑えることができている。また、システムパラメータの時間的な変遷、とくに  $\hat{b}_0(t)$  に着目すると、アーム角度が大きくなるにつれてその値が小さくなっている。Fig. 3.6 の油圧ショベルー環境相互作用モデルはトルクに対するアーム角度の変化のしやすさを表しており、本実験では掘削が進むにつれて土壌からの抵抗が大きくなることからアーム角度が変化しにくくなる条件となっている。 $\hat{b}_0(t)$  の変化の傾向はこの様子

を表しており，データベース駆動型モデリングによって制御対象の特性変化を捉えられたと考えられる。さらに， $u(t)$ ， $\Delta u(t)$ の制約条件を守りながら制御入力を算出できている。一方で， $t = 3.65[s]$ ではアラームが発報されているものの，システムパラメータを確認するとアラーム発報前後でほぼ同じモデルとなっている。この原因として，初期データベース構築時にモデル化誤差を十分に含む形で閾値の設定ができていなかったことが考えられ，アラームフィルタの適応的な閾値の設定において課題が残る。

以上より，相互作用特性が変化する自動運転ショベルの掘削動作に対し提案法を適用することで，制御対象の特性変化に応じて更新されるモデルに基づくモデル予測制御によって良好な制御性能を発揮できることをラジコンショベルを用いた実験で確認した。この実験により，データベース駆動型モデル予測制御が自動運転ショベルの掘削動作に対して有効な制御手法であることが示された。ただし，本実験ではアーム単動での掘削に限定，作業対象である土壌の条件を限定した検証となっている。実際に自動運転ショベルで掘削を行う場合，ブームやバケットも用いることから，アタッチメントの複合動作に対して適用できるような制御系の拡張と検証，様々な土壌条件における提案法の有効性検証を行う必要がある。また，アラームマネジメントにおける初期データベースのモデル化誤差の閾値の設定方法を，実際の掘削動作に適した値が設定できるように検討する必要がある。

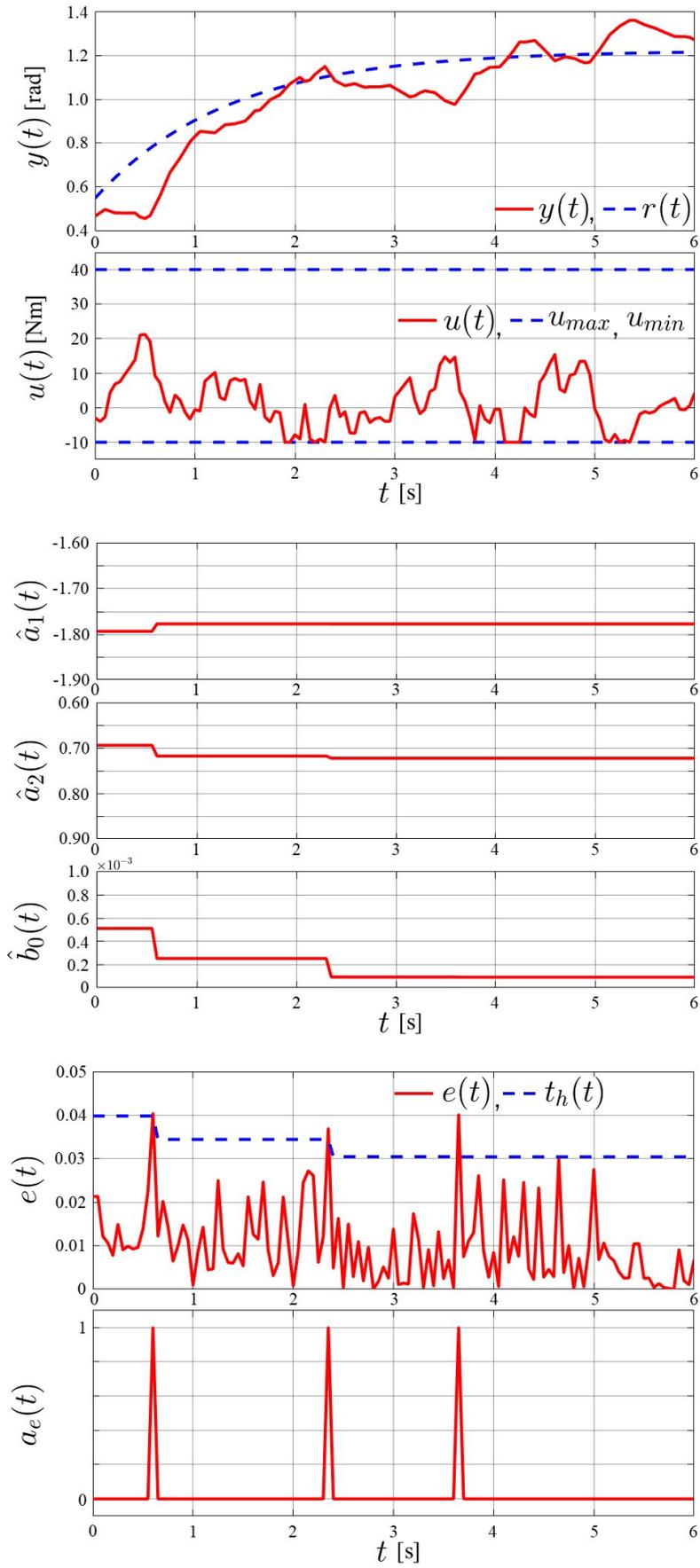


Fig. 3.7: Experimental result of database-driven model predictive control with alarm management [56].

### 3.5 結言

本章では、自動運転ショベルの作業対象の特性変化を考慮したモデルに基づく制御系である、データベース駆動型モデル予測制御系の設計手法を提案した。

まず、第2章で提案した油圧ショベルー環境相互作用を制御対象と設定し、そのモデルを制御系に用いた。そして、モデル予測制御に適用するために、相互作用モデルを状態空間表現に変換した。これにより、相互作用特性の変化を考慮した制御系設計を可能にした。次に、データベース駆動型モデリングによって算出される相互作用モデルを用いた、データベース駆動型モデル予測制御系を設計した。これにより、作業中における作業対象の特性変化をモデルとして捉え、そのモデルを用いて制御を行うことで、現在の特性に応じた制御入力を算出することが可能になった。加えて、モデル予測制御を用いることで制約条件を陽に扱った制御入力の算出が可能になり、油圧ショベルのようなハードウェアの出力等に制約がある機械に対して有効な制御系設計が可能になった。また、数値例によりデータベース駆動型モデル予測制御が従来のモデル固定の場合のモデル予測制御や、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よりも良好な制御性能が得られる手法であることを確認した。さらに、油圧ショベルを模したラジコンショベルを用いたアーム単動での掘削に限定した条件の実験で、提案法が自動運転ショベルの掘削動作に対して有効な制御手法であることを確認した。

一方で、アーム単動や土壌の条件を限定した実験検証に留まっている。自動運転ショベルでは、ブームやバケットの動作も組み合わせて掘削を行うため、アタッチメントの複合動作に対して適用可能な制御系に拡張する必要がある。さらに、様々な土壌条件での提案法の有効性確認など、実際の建設現場や作業条件に対して有効な制御系であることを検証する必要がある。

# 第4章 目標動作軌跡修正による作業環境への適応

## 4.1 緒言

建設現場の生産性や効率の向上に貢献する自動運転ショベルには、様々な建設現場において施工計画や作業者の指示通りに動作することが求められる。しかし、建設現場は一品一様であるため、作業環境の条件は現場毎に異なる。とくに、掘削作業においては、作業対象である土壌の特性が建設現場によって異なり、さらに作業中に変化する場合もある。したがって、自動運転ショベルが建設現場において指示通りに動作するためには、そのような環境変化に対応する必要がある。しかし、環境変化に適応可能な自動運転ショベルはまだ実現されておらず、現状では現場毎に制御器をチューニングするなどの対応を行うことで、特定の現場に限定した条件で指示通りの動作を可能としている。そこで、第2章や第3章で提案した手法を用いることで、作業中に獲得可能な自動運転ショベルの機体データと、土壌特性を考慮したモデルとを用いることで、建設現場の土壌特性に自動的に適応した制御が可能になり、様々な建設現場で所望の動作を実行可能な自動運転ショベルが実現できると考えられる。

また、自動運転ショベルで効率的な掘削作業を行うには、目標とする掘削軌跡の設定が重要となる。とくに、自動施工では事前の施工計画により設定された掘削軌跡を目標として作業することが考えられる。施工計画では事前に計測した土壌パラメータ等を用いて、その現場に適した軌跡の設定が行われるが、事前に計測できないような作業中の土壌特性の変化や、地中に想定していなかった障害物が出現する等の事態を考慮した計画を立てることは難

しい。そのような事態になったときに設定通りの軌跡で掘削する場合、自動運転ショベルが所望の作業速度で掘削できない、あるいは障害物によって掘削動作が途中で停止するといった指示通りの動作ができないことが想定される。一方で、オペレータが操作する油圧ショベルの場合、前述の事態になったときにはオペレータの判断によって操作を調整して土壌特性に合わせて掘削する、あるいは障害物を回避するなどの対応をオペレータの判断によって行うことができる。または、視覚情報や機体の振動や音などから、掘削負荷の増大や土壌特性の変化を感知し、あらかじめ上記の事態を予測して掘削方法を変更することも考えられる。このように、オペレータが操作する場合には状況に応じた判断と操作によって、作業効率の低下や作業停止を回避することができる。したがって、建設現場の作業環境に適応して指示通り動作可能な自動運転ショベルには、オペレータのように状況に応じた判断と、その判断結果に応じた対応を機械で行う機能が必要である。その一例として、あらかじめ設定された掘削軌跡を状況に合わせて修正する判断機能が必要だと考えられ、その機能により指示通りの動作を実行できると考えられる。

油圧ショベルの一般的な掘削作業は、Fig. 4.1 に示すように掘削、持ち上げ旋回、排土、復帰旋回の4つの動作からなる。自律施工の計画では、掘削以外の動作も設定されることから、単に掘削軌跡を修正するだけでは不十分であり、他の動作、とくに持ち上げ旋回との動作の連続性を考えるとその動作計画を考慮した修正を行う必要がある。例えば、負荷が増大したため単にアタッチメントを地表に持ち上げて掘削終了とするような軌跡の修正をした場合、事前に設定された持ち上げ旋回の動作軌跡との連続性が失われてしまうため、その動作軌跡も修正する必要がある。そこで、事前に設定された掘削軌跡の終点まで到達するような修正方法とすれば、持ち上げ旋回の動作軌跡を修正することなく、事前の動作計画との連続性を保ったまま作業を続行することができる。このように、掘削作業の他の動作計画を考慮すると、軌跡終点といった事前計画の特定部分は修正することなく動作することが望ましい。

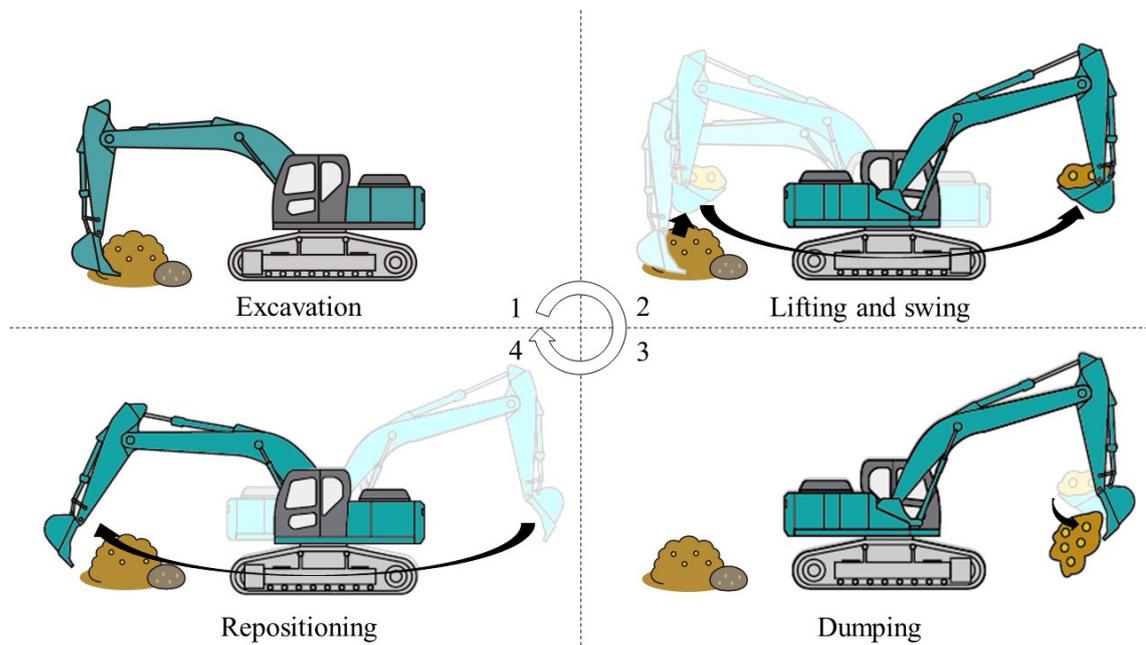


Fig. 4.1: Transition of movements in excavation operation.

一方で、車両の自動運転や移動ロボットを対象とした、モデル予測制御を用いて動作中に目標とする軌跡設定を行う手法が研究されており [57]-[59]、自動運転ショベルにおいても、同手法を持ち上げ旋回中の障害物回避に適用した事例が報告されている [60]。これらの手法は、モデル予測制御により周囲の障害物を回避するような機体の動作予測を行い、その動作予測を目標軌跡として設定、さらには制御入力も同様にモデル予測制御で算出する手法である。本研究では、第3章で提案したようにデータベース駆動型モデル予測制御を用いることから、同様の手法で掘削軌跡をオンラインで修正することが可能だと考えられる。上記の先行研究では外界センシングにより周囲の障害物の位置を検出できるため、その情報を基に軌跡の決定が行える。しかし、本研究における掘削中の障害物回避では、地中の障害物を対象としているため、その位置を検出することが難しい。ここで、Fig. 4.2 で示すように掘削の進行方向に障害物がある場合を例に考えると、障害物によって土壌が押し付けられ掘削負荷が増大すると考えられる。本研究で用いる第2章の油圧ショベルー環境相互作用モデルでは掘削力と掘削の進みやすさの関係性を表していることから、掘削中に得られる相互作用モデルが上記の状態を表す場合、そのモデルを用いることで掘削動作の速度低下や停止が予測でき

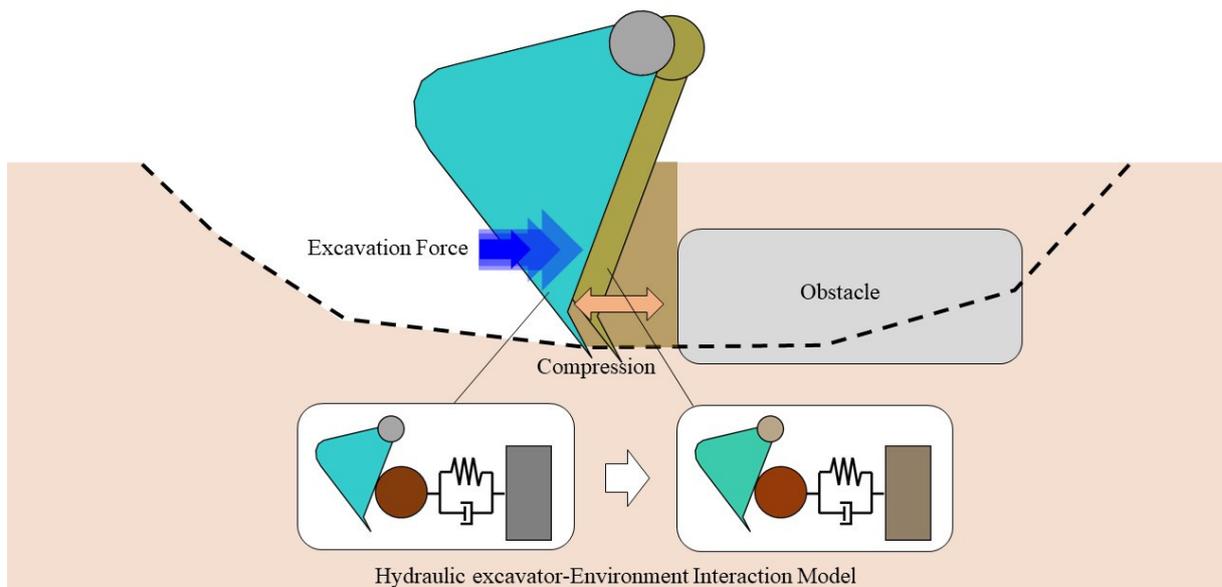


Fig. 4.2: Prediction in hydraulic excavator-environment interaction.

ると考えられる。さらに、地面深さ方向に掘削する場合、または地表方向に掘削する場合など、目標軌跡の中のどのタイミングで上記の予測がされたかが分かれば、地中における障害物のおおよその位置が設定でき、回避方向を決定することができると考えられる。

本章では、データベース駆動型モデル予測制御に基づく掘削軌跡のオンライン修正手法を提案する。まず、動作中に取得される自動運転ショベルの機体データと土壌特性を考慮したモデルを用いて、モデル予測制御により掘削動作の予測を行う。次に、動作予測の結果から動作の停止判断を行い、判断結果に基づき障害物のおおよその位置を設定して軌跡を修正する。さらに、数値例により、掘削軌跡のオンライン修正手法の有効性を検証する。最後に、実機実験により自動運転ショベルの掘削における提案法の有効性を確認する。

## 4.2 データベース駆動型モデル予測制御に基づく掘削軌跡の修正

第3章で提案したデータベース駆動型モデル予測制御に基づく掘削軌跡のオンライン修正手法を提案する。作業対象の特性変化を考慮した制御系とするために、第2章で提案した油

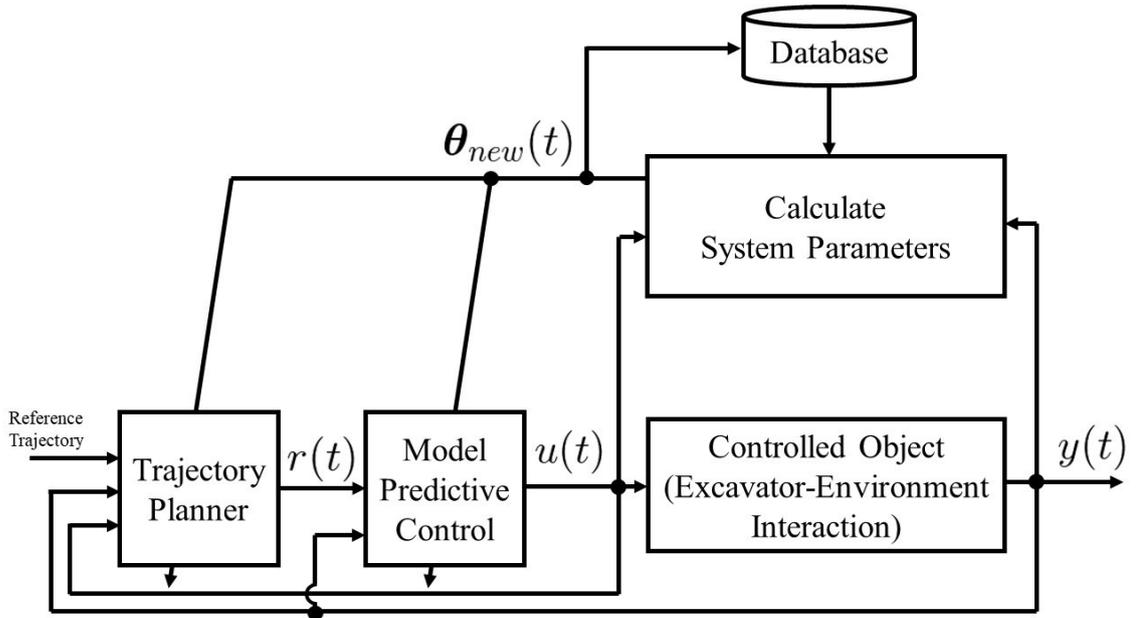


Fig. 4.3: Block diagram of online excavation trajectory-updating method based on database-driven model predictive control.

圧ショベルー環境相互作用モデルを用いる。提案法のブロック線図を Fig. 4.3 に示す。また、この制御系では Fig. 4.4 に示す 2 次元平面における掘削動作を対象に考える。制御出力  $y(t)$ 、制御入力  $u(t)$  はそれぞれ掘削開始点からの距離、掘削力という 1 次元の値を表し、制御出力  $y(t)$  はバケット先端位置  $\mathbf{x}_{tip}(t) = [x_{tip}(t), y_{tip}(t)]^T$  と掘削開始点  $\mathbf{x}_s = [x_s, y_s]^T$  を用いて次式で算出される。

$$y(t) = \sqrt{(x_{tip}(t) - x_s)^2 + (y_{tip}(t) - y_s)^2} \quad (4.1)$$

また、Fig. 4.3 の Trajectory Planner により目標軌跡が修正され、モデル予測制御に対し目標値  $r(t)$  を印加する。このとき、目標値  $r(t)$  は目標軌跡  $\mathbf{R}_{tip}(t)$  中の目標位置  $\mathbf{r}_{tip}(t) = [r_x(t), r_y(t)]^T$  を用いて次式のように定義する。

$$r(t) = \sqrt{(r_x(t) - x_s)^2 + (r_y(t) - y_s)^2} \quad (4.2)$$

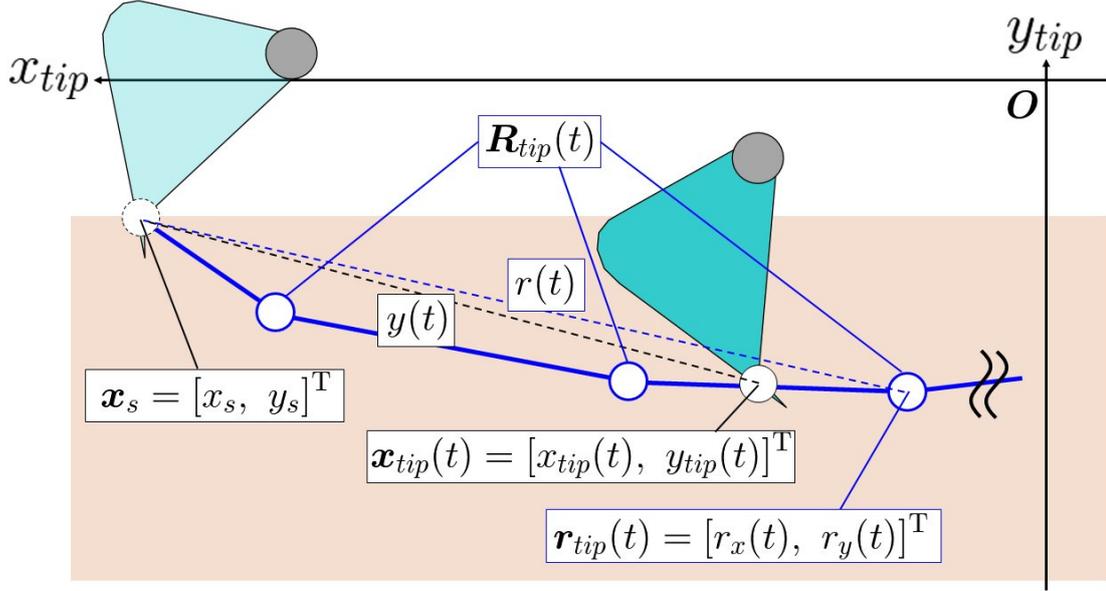


Fig. 4.4: Geometric relationship of excavation in the proposed method.

また、目標軌跡  $\mathbf{R}_{tip}(t) \in \mathbb{R}^{N_{tip} \times 2}$  は目標位置を  $N_{tip}$  個持つ行列として定義され、次式のように  $\mathbf{R}_{tip}(t)$  の  $j_t$  行目が目標位置  $\mathbf{r}_{tip}(t)$  として用いられる。

$$\mathbf{r}_{tip}(t) = \mathbf{R}_{tip,j_t}(t) \quad (4.3)$$

$$j_t = 1, 2, \dots, N_{tip}$$

Fig. 4.3 に示す制御系では、バケット先端位置  $\mathbf{x}_{tip}(t)$  が現在の目標位置  $\mathbf{R}_{tip,j_t}(t)$  近傍に到達したとき、 $\mathbf{r}_{tip}(t)$  を目標軌跡  $\mathbf{R}_{tip}(t)$  内の次の目標位置  $\mathbf{R}_{tip,j_t+1}(t)$  に更新する。

また、提案法のフローチャートを Fig. 4.5 に示す。まず、掘削中のバケット先端位置と掘削力のデータを取得し、データベース駆動型モデリングにより油圧ショベルー環境相互作用モデルを算出する。次に、相互作用モデルを用いてデータベース駆動型モデル予測制御により、バケット先端の動作予測を行う。この予測区間中に次の目標位置に到達可能か否かを判定し、到達不可能な場合のみ目標軌跡を修正する。フローチャートにおける [step 1t], [step 2t] について次に示す。

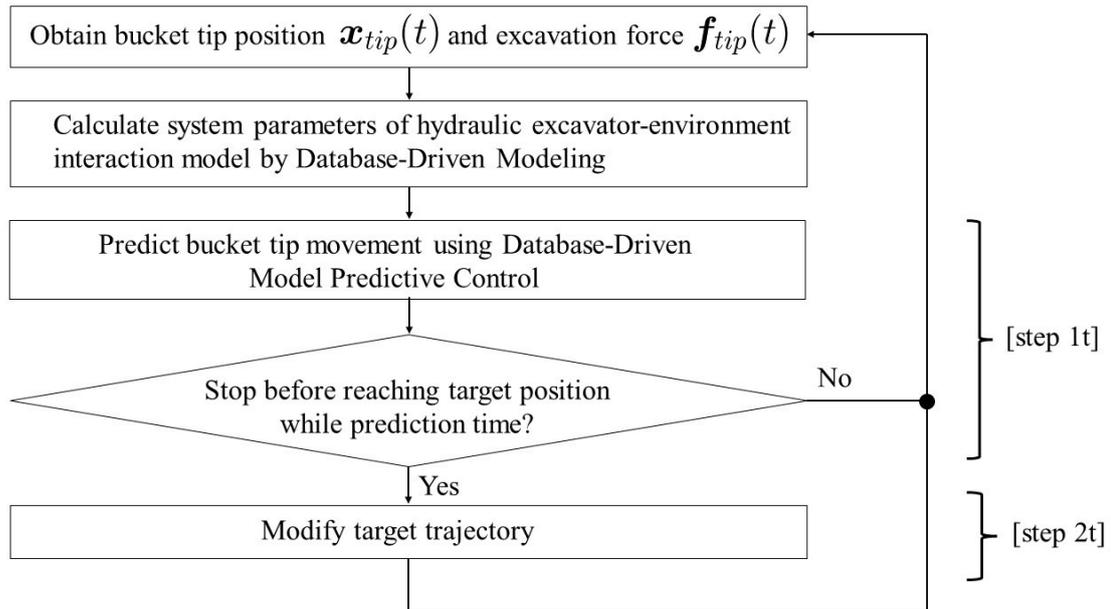


Fig. 4.5: Flowchart of online excavation trajectory-updating scheme.

#### [step 1t] バケット先端位置の動作予測

式 (2.2) の油圧ショベル-環境相互作用モデルを用いたデータベース駆動型モデル予測制御により,  $N_{prj}$  ステップ先の制御出力  $y(t + N_{prj}T_s)$  を算出する。ここで, 式 (2.2) のモデルは油圧ショベル-環境相互作用を局所線形化したモデルであること, 相互作用が作業中に変化することを考慮し, このモデルを掘削中における直近のバケット先端  $\mathbf{x}_{tip}(t)$  の動作予測に用いる。ここでは, 次の目標位置  $\mathbf{r}_{tip}(t)$  までの動作予測を行う。さらに, 式 (2.2) の 1次元に簡略化されたモデルを用いて予測を行うことから, アタッチメント長手方向の 2次元平面上における複雑な動作予測を行うことはできない。そこで, 予測中にバケット先端位置は現在の位置  $\mathbf{x}_{tip}(t)$  から次の目標位置  $\mathbf{r}_{tip}(t)$  まで直線移動すると仮定し, 相互作用モデルを用いた予測を行う。ただし, 式 (2.2) のモデルの出力  $y(t)$  は掘削開始点からの掘削距離, すなわち 1次元の値であるため, 目標位置  $\mathbf{r}_{tip}(t)$  までの動作を予測するにあたり, 予測出力  $y(t + N_{prj}T_s)$  と掘削開始点  $\mathbf{x}_s$  を用いて, Fig. 4.6 に示す幾何学関係により 2次元平面におけるバケット先端位置

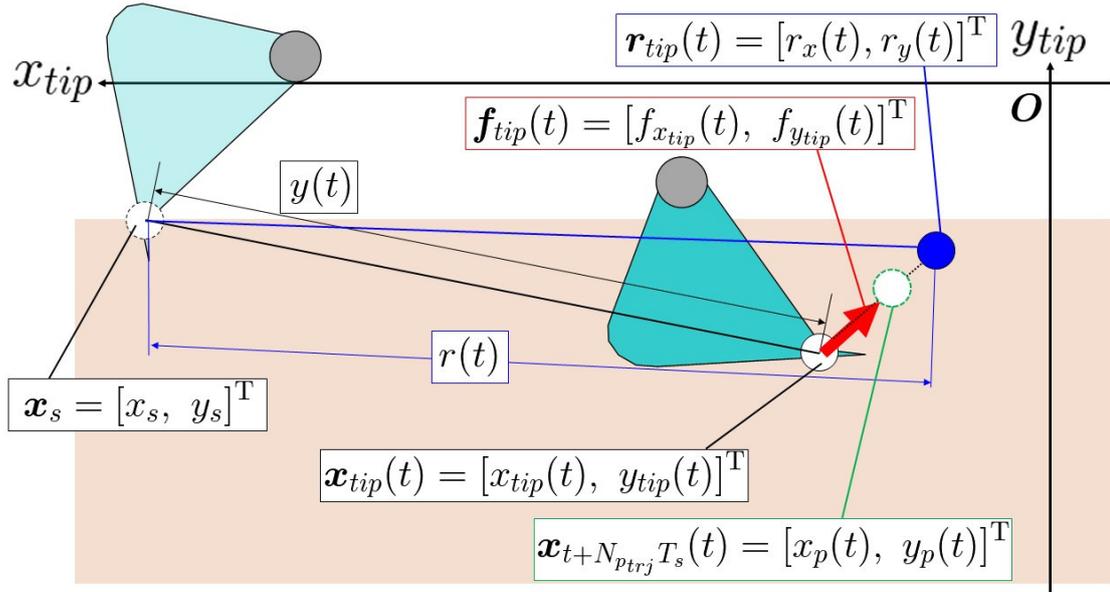


Fig. 4.6: Geometric relationship between bucket tip position  $\mathbf{x}_{tip}(t)$  and predicted output  $y(t + N_{ptrj}T_s)$ .

$\mathbf{x}_{t+N_{ptrj}T_s}(t) = [x_p(t), y_p(t)]^T$  を算出する。この幾何学関係は次式で表される。

$$x_p(t) = \frac{-(v(t)(p(t) - y_s) - x_s) - \sqrt{s_q(t)}}{1 + v(t)^2} \quad (4.4)$$

$$y_p(t) = v(t)x_p(t) + p(t) \quad (4.5)$$

$$s_q(t) = (v(t)(p(t) - y_s) - x_s)^2 - (1 + v(t)^2)[x_s^2 + (p(t) - y_s)^2 - y(t + N_{ptrj}T_s)^2] \quad (4.6)$$

$$v(t) = \frac{y_{tip}(t) - r_y(t)}{x_{tip}(t) - r_x(t)} \quad (4.7)$$

$$p(t) = r_y(t) - v(t)r_x(t) \quad (4.8)$$

次に、 $N_{ptrj}$  ステップ中の動作予測において、バケット先端位置が次の目標位置まで到達可能かを判定する。到達不可の場合、[step 2t]により目標軌跡を修正する。

#### [step 2t] 掘削軌跡の修正

[step 1t] の予測区間においてバケット先端位置  $\mathbf{x}_{tip}(t)$  が次の目標位置  $\mathbf{r}_{tip}(t)$  まで到達不可の場合、現在のバケット先端位置と目標位置の位置関係に基づき目標軌跡を修正する。掘削中

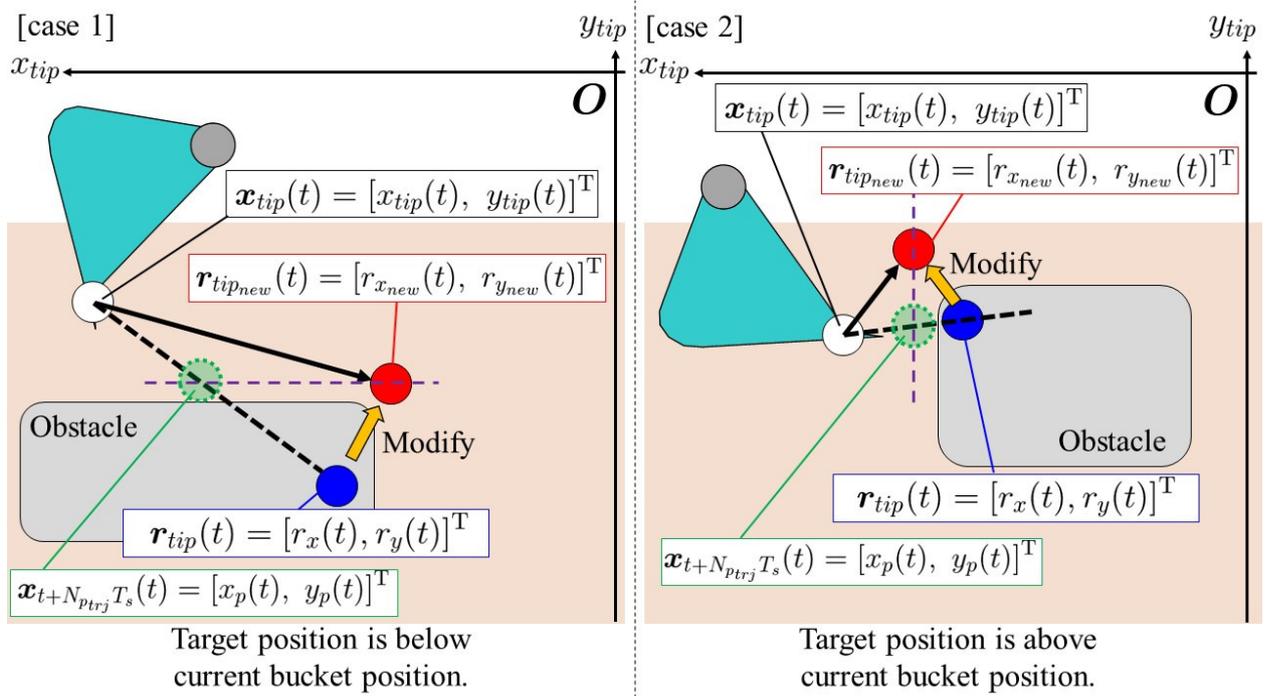


Fig. 4.7: Geometric relationship between predicted bucket tip position and obstacle.

に想定されるそれぞれの位置の関係性の例を Fig. 4.7 に示す。それぞれの条件では、バケット先端の進行方向に障害物があり掘削が妨げられることを想定し、障害物を回避する目標軌跡に修正する。なお、障害物がない場合でも掘削中の負荷の極端に増大するような条件、例えば掘削途中で硬い土壌が現れる場合にも同様の方法で目標軌跡を修正する。Fig. 4.7 のそれぞれの条件における修正方法を [case 1], [case 2] に示す。

#### [case 1] バケット先端位置が目標位置の上側の場合

掘削前半、すなわち地面深さ方向に掘削が進行する場合に、障害物により進行が妨げられる場合 (Fig. 4.7 左側) を考える。この場合、障害物を回避して掘削を進めるためには、目標位置を  $y_{tip}$  方向に浅く、 $x_{tip}$  方向原点側にずらすような修正を行う必要がある。ここで、修正後に深さ方向に対し停止予測位置  $y_p(t)$  まで、かつ次式で示す現在のバケット先端位置と目標位置との間の距離分掘削が進むよう設定し、修正後の目標位置を決定する。このとき、バケッ

ト先端位置と目標位置との距離は次式で表される。

$$d(t) = \sqrt{(x_{tip}(t) - r_x(t))^2 + (y_{tip}(t) - r_y(t))^2} \quad (4.9)$$

目標位置は上記の仮定と  $\mathbf{x}_p(t)$ ,  $\mathbf{r}_{tip}(t)$  により下記のように修正される。

$$\mathbf{r}_{tip_{new}}(t) = [r_{x_{new}}(t), r_{y_{new}}(t)]^T \quad (4.10)$$

$$r_{x_{new}}(t) = x_p(t) \quad (4.11)$$

$$r_{y_{new}}(t) = y_{tip}(t) + \sqrt{d(t)^2 - (r_x(t) - x_p(t))^2} \quad (4.12)$$

このように軌跡を修正することで、障害物を上側に回避しながら掘削を継続することができる。

#### [case 2] バケット先端位置が目標位置の下側の場合

掘削後半，すなわち地表面方向に掘削が進行する場合に，障害物により進行が妨げられる場合 (Fig. 4.7 右側) を考える。この場合，障害物を回避して掘削を進めるには，目標位置を  $x_{tip}$  軸正方向， $y_{tip}$  軸方向上側にずらすような修正をする必要がある。[case 1] と同様に修正後に次式で示す現在のバケット先端位置と目標位置との間の距離分掘削が進むよう設定し，修正後の目標位置を決定する。このとき，目標位置は上記の仮定と  $\mathbf{x}_p(t)$ ,  $\mathbf{r}_{tip}(t)$  により下記のように修正される。

$$r_{x_{new}}(t) = x_{tip}(t) + \sqrt{d(t)^2 - (r_x(t) - y_p(t))^2} \quad (4.13)$$

$$r_{y_{new}}(t) = y_p(t) \quad (4.14)$$

このように軌跡を修正することで，障害物を地表方向に回避しながら掘削軌跡の終点まで到達することが可能になる。

### 4.3 数値例

提案法を検証するため、制御対象を2次遅れ系と設定したシミュレーションを行う。ここで、検証に用いる制御対象は油圧ショベル-環境相互作用を表し、簡易的な検証を行うために相互作用モデルと同じ次数とする。このとき、制御対象は次式で表される。

$$y(k) = -a_1(k)y(k-1) - a_2(k)y(k-2) + b_0(k)u(k-1) \quad (4.15)$$

検証では、制御対象の特性変化を表現するため、掘削途中に障害物が出現する条件を想定し、 $a_1(t)$ ,  $a_2(t)$ ,  $b_0(t)$  が次式のようにシミュレーション中に変化するように設定した。

$$[a_1(t), a_2(t), b_0(t)] = \begin{cases} [-1.7, 0.7, 5.0 \times 10^{-6}] & (\text{if } x_{tip}(t) < 0.60[\text{m}] \wedge y_{tip}(t) < -0.17[\text{m}]) \\ [-1.9, 0.9, 1.2 \times 10^{-5}] & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (4.16)$$

なお、2.5.1章、3.3章の数値例と同様の理由で2.4章のアラームフィルタは用いないこととする。また、式(4.16)の制御対象は1次元であるが、シミュレーションで2次元平面での目標軌跡とバケット先端軌跡を評価したい。そこで、バケット先端位置の動作予測と同様に、バケット先端は直線移動すると仮定し、式(4.6)、(4.7)の幾何学関係を用いて制御出力  $y(t)$  を2次元平面の座標に変換する。なお、目標軌跡はTable 4.1に示す2次元平面上の5点で定義する。検証では、バケット先端位置が目標位置近傍に到達したときに、次の目標位置に切り替え、軌跡終点到達までこれを繰り返す。また、検証に用いた設定パラメータをTable 4.1に示す。

提案法の有効性を検証するため、軌跡修正を行う場合、行わない場合の掘削シミュレーションの結果を比較する。Fig. 4.8に示す軌跡修正を行わない場合、制御対象が障害物出現を想定して設定した特性に変化した後、その影響を受けてバケット先端の動作が非常に低速になっている。その結果、指示された掘削動作を完了することができない、あるいは動作完了に非常に時間がかかってしまう状態になっている。このように、油圧ショベル-環境相互作用の特性

Table 4.1: Parameters of the numerical simulation

|                                       |  |
|---------------------------------------|--|
| Sampling time                         | $T_s = 0.05[\text{s}]$   |
| System order                          | $n_y = 2, n_u = 0$   |
| Prediction and Control horizon        | $N_p = 30 [\text{step}], N_c = 4 [\text{step}]$  |
| Weight of cost function               | $\mathbf{Q}_e = 1 \times \mathbf{I}_e, \mathbf{Q}_u = 2.0 \times 10^{-3} \times \mathbf{I}_u$                      |
| Constraint parameters                 | $\Delta u_{max} = 5[\text{N}], \Delta u_{min} = -5[\text{N}], u_{max} = 20[\text{N}], u_{min} = -20[\text{N}]$     |
| Prediction step of Trajectory Planner | $N_{prj} = 60 [\text{step}]$   |
| Initial bucket tip position           | $\mathbf{x}_s = [0.8[\text{m}], -0.15[\text{m}]]^T$  |
| Target excavation trajectory          | $[r_x(t)[\text{m}], r_y(t)[\text{m}]] = [0.75, -0.18], [0.65, -0.20], [0.60, -0.20], [0.55, -0.20], [0.50, -0.15]$ |

変化を考慮しない掘削軌跡では、所望の掘削動作を達成できない場合がある。一方、Fig. 4.9に示す軌跡修正を行う場合、制御対象の特性変化が生じた後、 $t = 6.4[\text{s}]$ でバケットが予測ステップ  $N_{prj}$  内に次の目標に到達できないと判定され、目標軌跡が更新されている。それにより、障害物を回避するような形で指示された掘削動作を実行できている。このように、データベース駆動型モデル予測制御によってバケット先端の動作を予測し、予測結果に基づいて掘削軌跡を修正することで、油圧ショベルー環境相互作用特性が変化する場合でもスムーズに掘削動作をすることが可能になる。さらに、上記のように軌跡を修正することで、あらかじめ設定された目標軌跡の終点まで到達することができている。

本検証より、掘削動作中に油圧ショベルー環境相互作用特性の変化に応じて制御対象を表すモデルを変更し、モデルを用いて予測した結果に基づき軌跡修正を実行することで、停止することなく指示された掘削動作を完了できることを確認した。

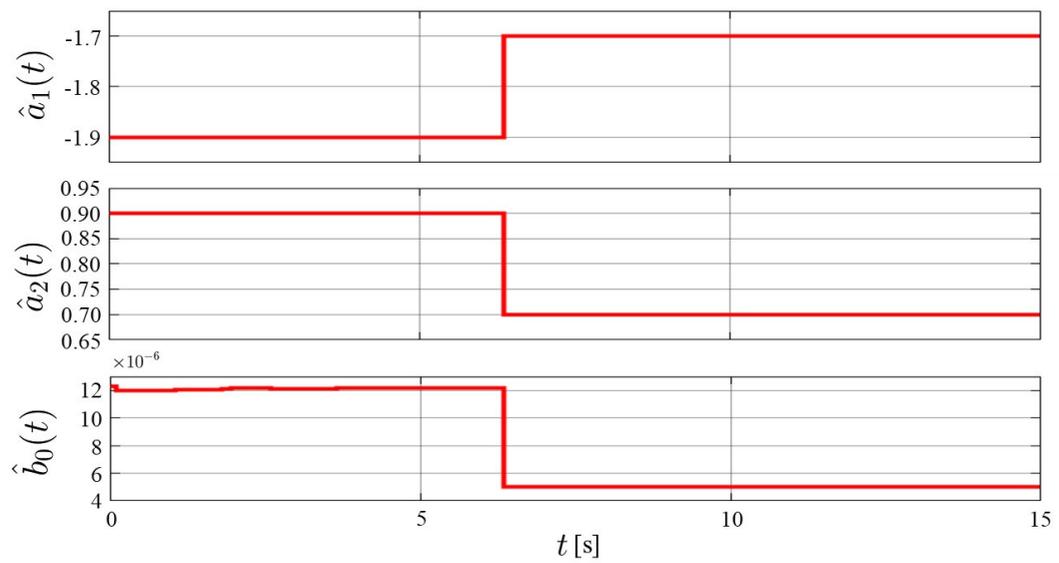
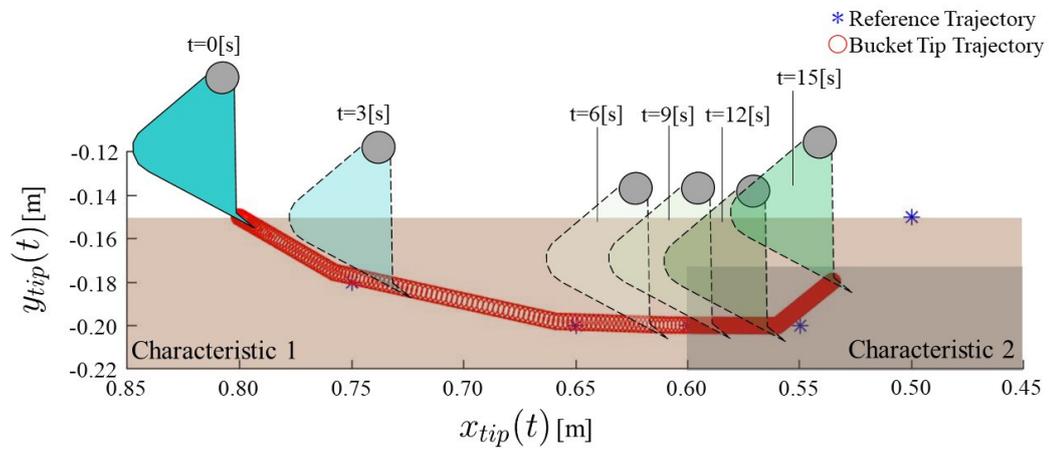
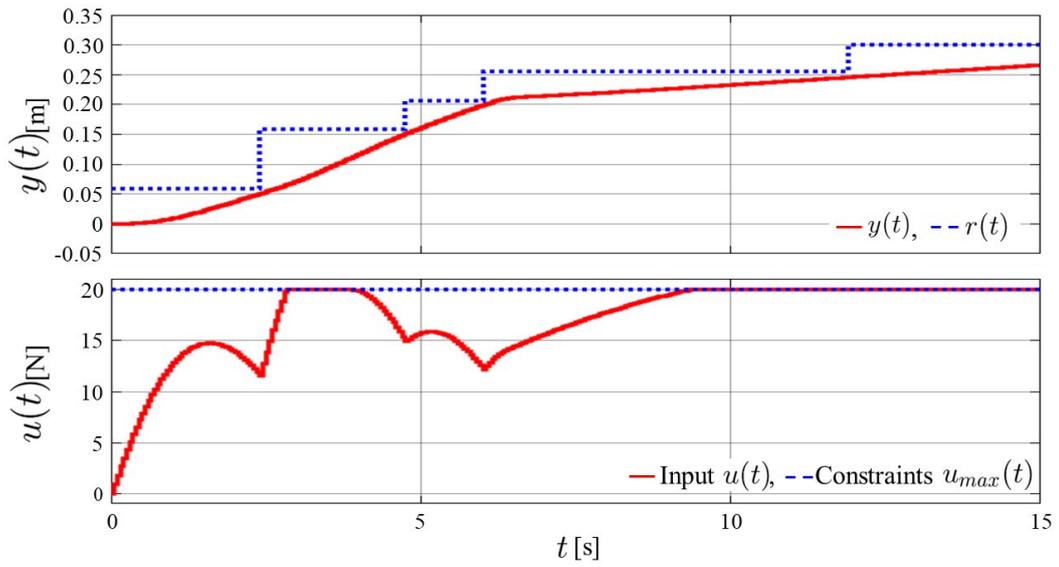


Fig. 4.8: Simulation result of the control system without trajectory planner.

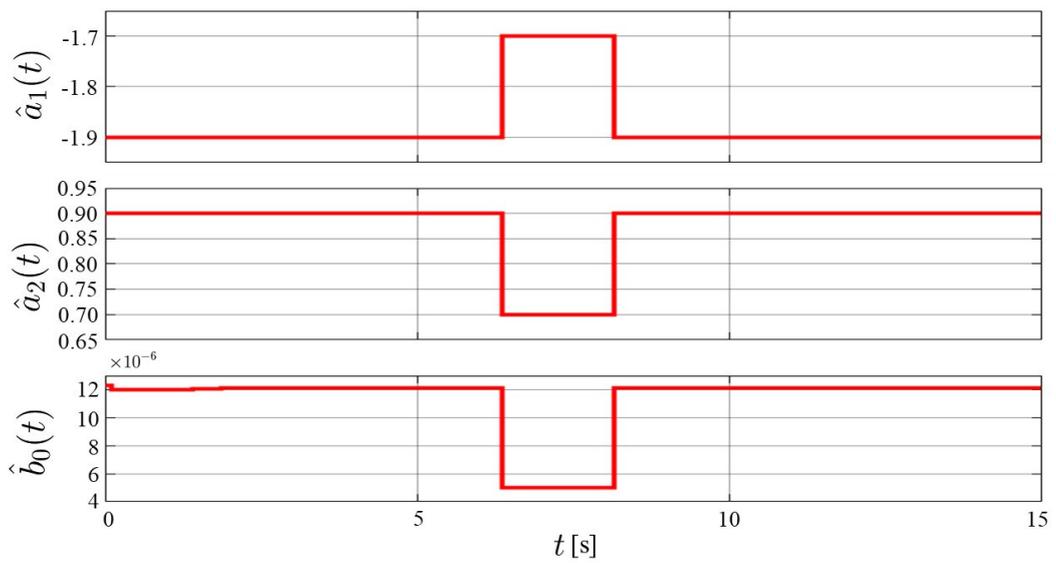
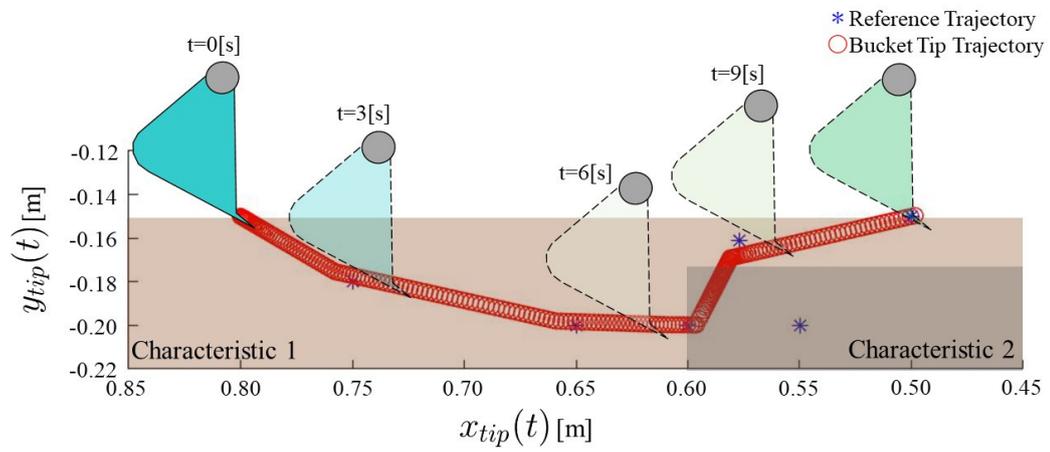
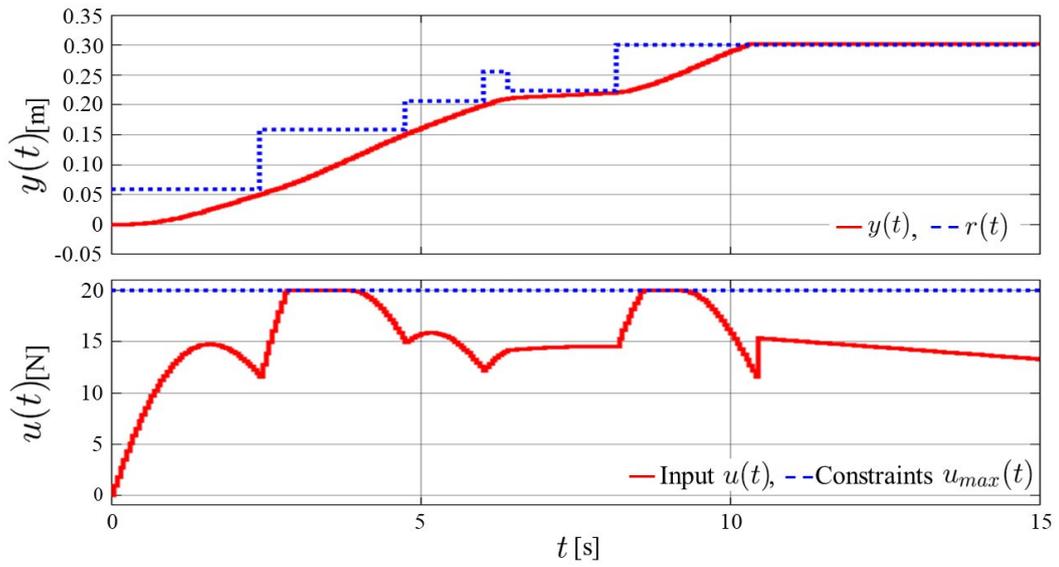


Fig. 4.9: Simulation result of the control system with trajectory planner.

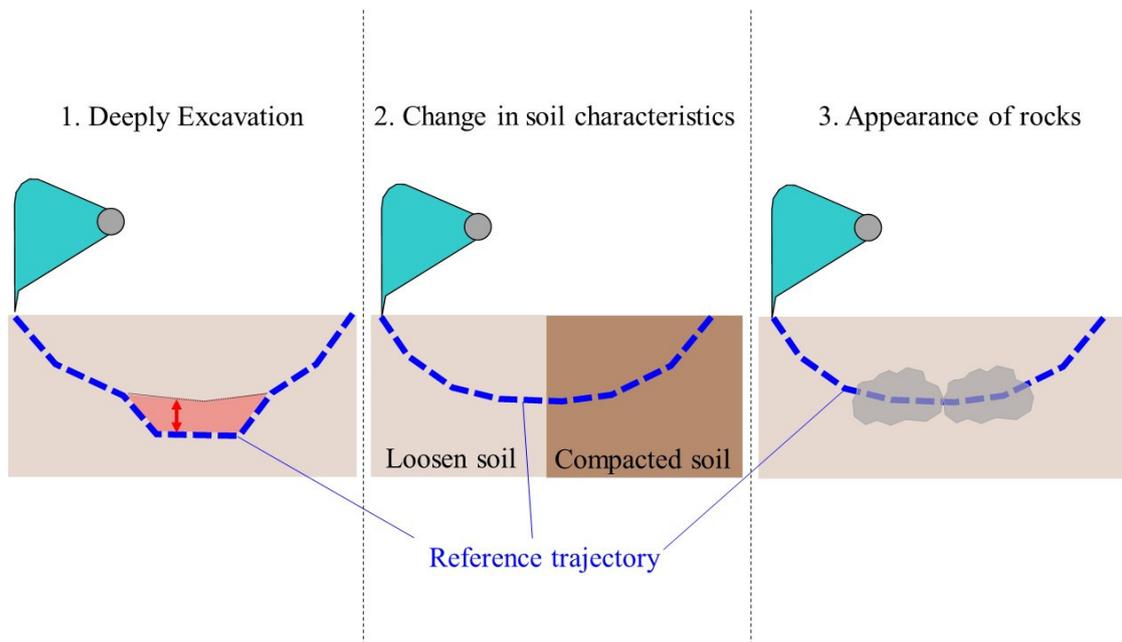


Fig. 4.10: Differences in soil characteristics in the experiments.

## 4.4 実験検証

次に、提案法の有効性を実機を用いた実験により検証する。実験には第2章と同様の20ton級の油圧ショベル（コベルコ建機株式会社製 SK-200）を用い、同機に実装されている機能により自動掘削を行った。検証では、Fig. 4.10に示すような、環境との相互作用の変化により掘削が進みにくくなる深掘り（条件1）、土質変化（条件2）、岩出現（条件3）の3条件を設定し、それぞれの条件において軌跡を修正しない場合（手法5）と提案法との制御性能の比較を行った。なお、手法5では自動掘削機能のみでの検証であり、データベース駆動型モデリングやデータベース駆動型モデル予測制御は適用していない。実験に用いた目標軌跡と各種設定パラメータをTable 4.2示す。検証では事前に計測した掘削データからシステム同定を行い、初期データベースに格納した。また、1掘削動作の指示として13[s]で掘削することを目標に設定し、自動掘削の機能に入力した。

手法5におけるそれぞれの条件の結果をFig. 4.11, 4.12, 4.13に、提案法のそれぞれの結果をFig. 4.14, 4.15, 4.16に示す。ここで、バケット先端軌跡を示すグラフでは、左から右に掘削動作が進行していることを表す。また、Fig. 4.14, 4.15, 4.16のバケット先端軌跡を示すグ

Table 4.2: Parameters of the experiments

|   |  |
|---|--|
| Sampling time   | $T_s = 0.2[s]$   |
| System order  | $n_y = 2, n_u = 0$   |
| MPC horizon   | $N_p = 30$ [step], $N_c = 4$ [step]  |
| Weight of cost function   | $Q_e = 1 \times I_e, Q_u = 0.01 \times I_u$  |
| Prediction step of Trajectory Planner   | $N_{prj} = 50$ [step]  |
| Target excavation trajectory<br>(Coordinates relative to the excavation start point)                | $[r_x(t)[m], r_y(t)[m]] = [-0.3, -0.2],$<br>[-0.8, -0.43], [-1.5, -0.67]<br>[-2.0, -0.83], [-2.5, -1.0],<br>[-3.5, -1.0], [-4.0, -0.83], [-5.0, 0] |
| Target excavation trajectory in condition 1<br>(Coordinates relative to the excavation start point) | $[r_x(t)[m], r_y(t)[m]] = [-0.3, -0.2],$<br>[-0.8, -0.43], [-1.5, -0.67]<br>[-2.0, -0.83], [-2.5, -1.5],<br>[-3.5, -1.5], [-4.0, -0.83], [-5.0, 0] |

ラフでは、掘削中の目標軌跡の変化の変遷を色の違いで表している。手法5では、各条件の相互作用特性が変化した場合にも、元に設定されていた軌跡で掘削しようとするため、条件1では深掘りしようとする箇所付近、条件2では土が硬くなった箇所付近、条件3では岩にあたった箇所付近で一時的な動作停止が見られる。この停止は各条件の掘削距離  $y(t)$  のグラフが横ばいになっている箇所からもわかる。この停止により、各条件で1サイクルの設定時間である13[s]を超過してしまっている。一方、提案法の場合、掘削中に動作を予測、さらに停止するかどうかを判断し、判断に基づき軌跡を修正することで、各条件で停止することなく掘削できている。さらに、停止がなくなったことにより、各条件で設定時間通りに掘削できしており、手法5と比較して制御性能も向上している。したがって、提案手法を適用することで、掘削中に土壌の特性が変化する場合においても指示通りの掘削動作が可能になり、さらに制御性能を向上させることができた。

以上より、掘削中にデータベース駆動型モデル予測制御に基づいてバケット先端動作の予測と判断、そして軌跡修正を行うことで、停止することなく事前に与えられた掘削軌跡の終点まで到達することができ、さらに事前に与えられた指示通りの掘削時間で動作を行うことができることを確認した。この検証により、提案法が環境条件にオンライン適応可能な自動

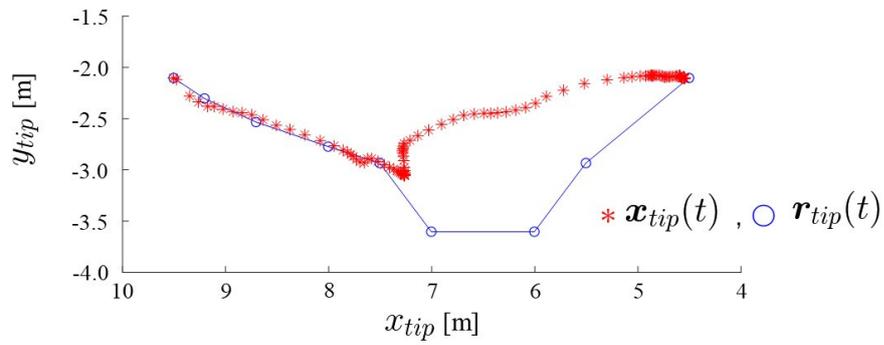
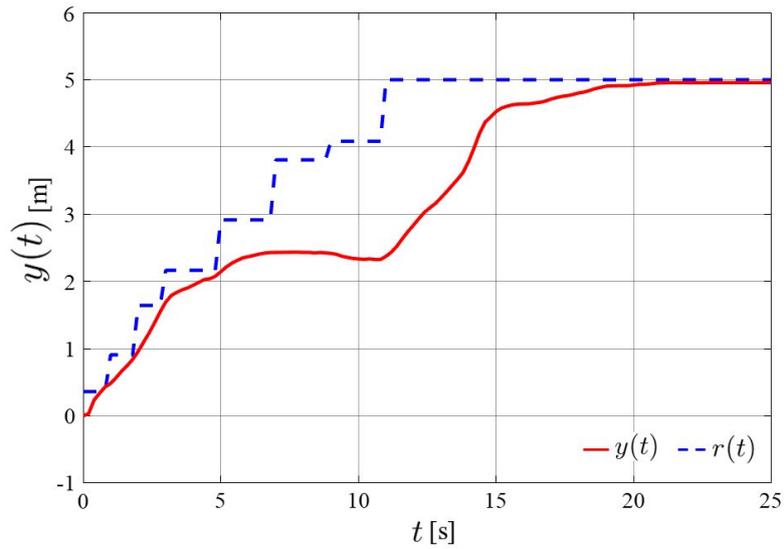


Fig. 4.11: Experimental result of deeply excavation without trajectory planner (condition 1).

運転ショベルに対して有効であることが示された。しかし、限定された条件下での検証に留まっているため、土の種類が変化する、降雨により土質変化するなどの、実現場に則した土壌条件において提案法の有効性を検証する必要がある。また、施工における一連の作業の中で提案法が有効に機能するかを確認する必要がある。

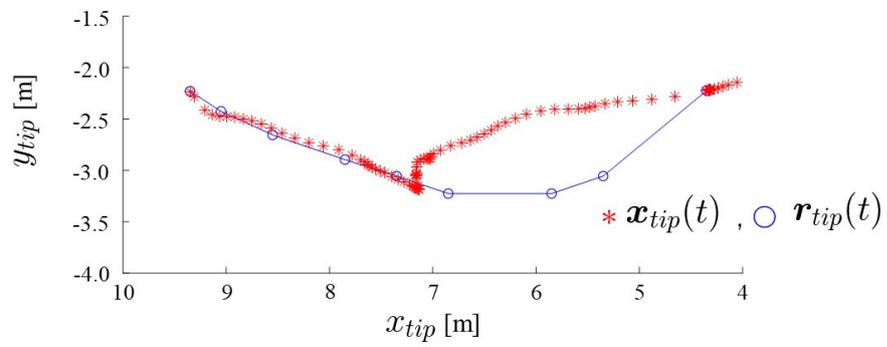
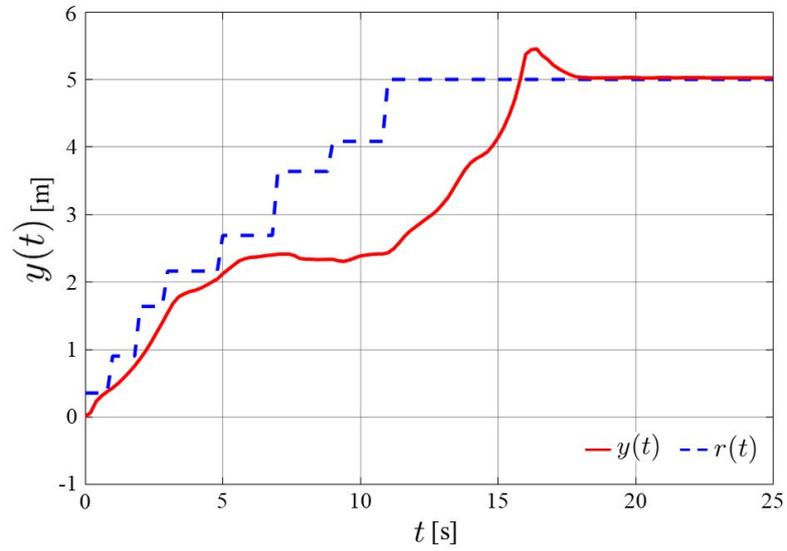


Fig. 4.12: Experimental result of change in soil characteristics without trajectory planner (condition 2).

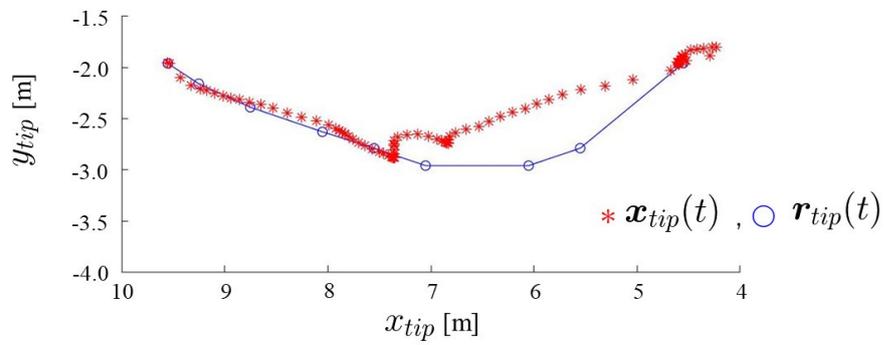
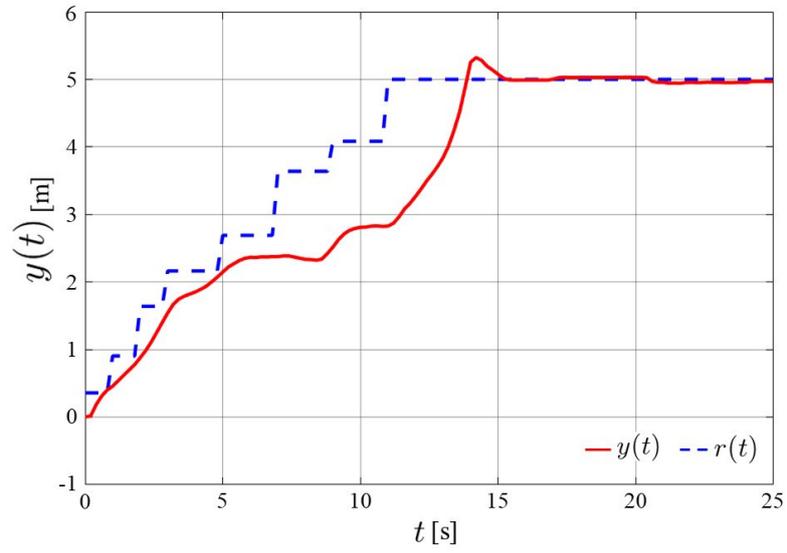


Fig. 4.13: Experimental result of appearance of rocks without trajectory planner (condition 3).

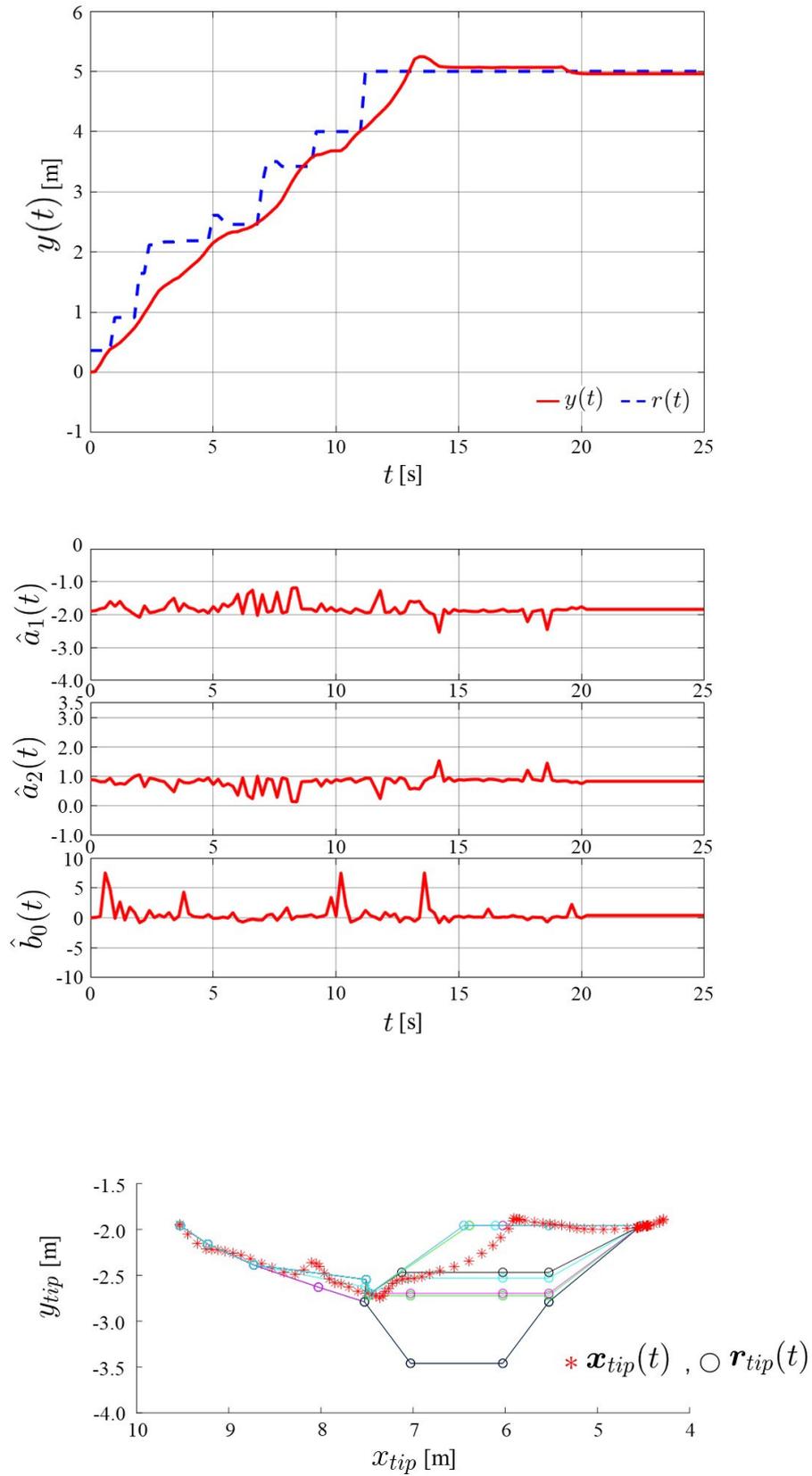


Fig. 4.14: Experimental result of deeply excavation with trajectory planner (condition 1).

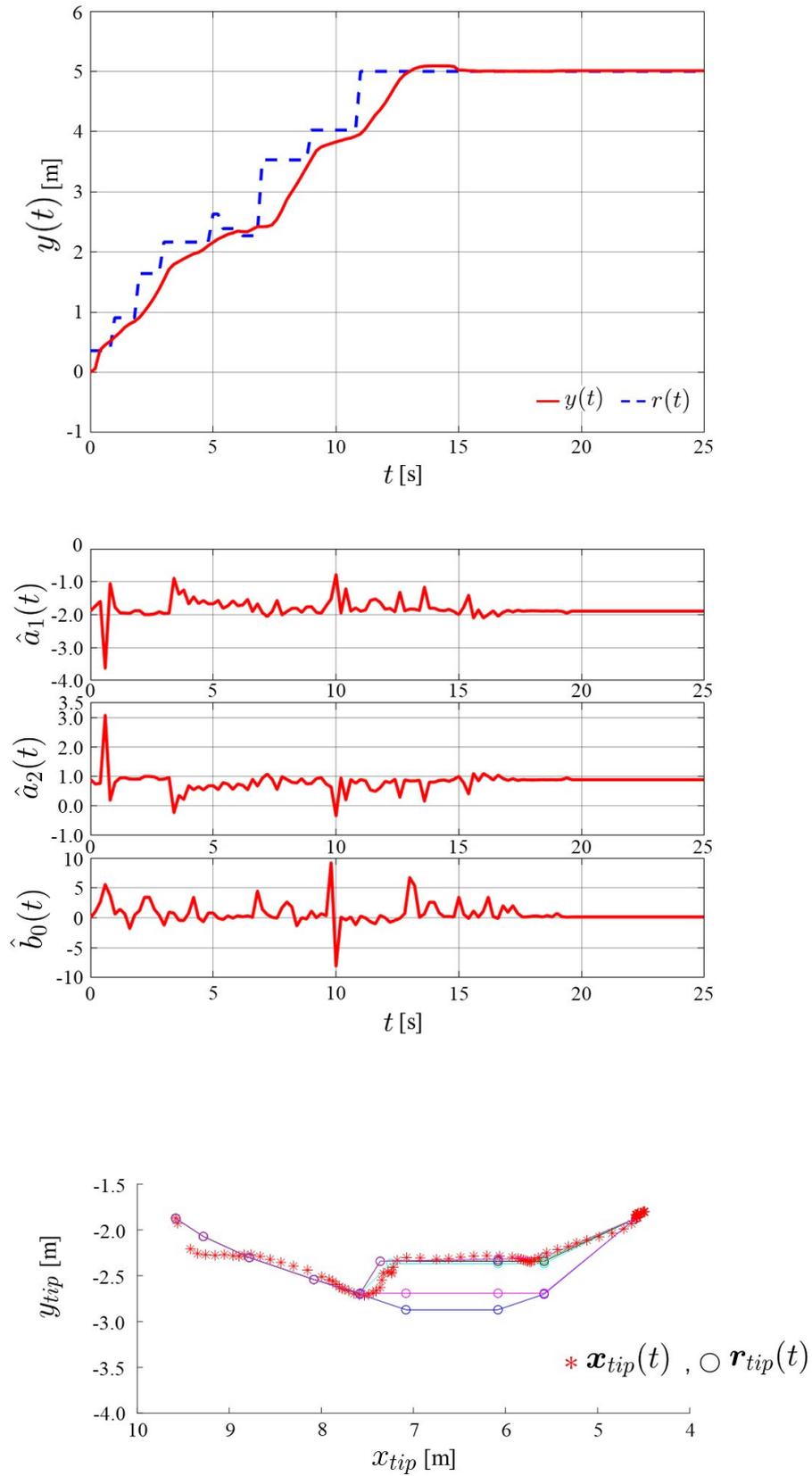


Fig. 4.15: Experimental result of change in soil characteristics with trajectory planner (condition 2).

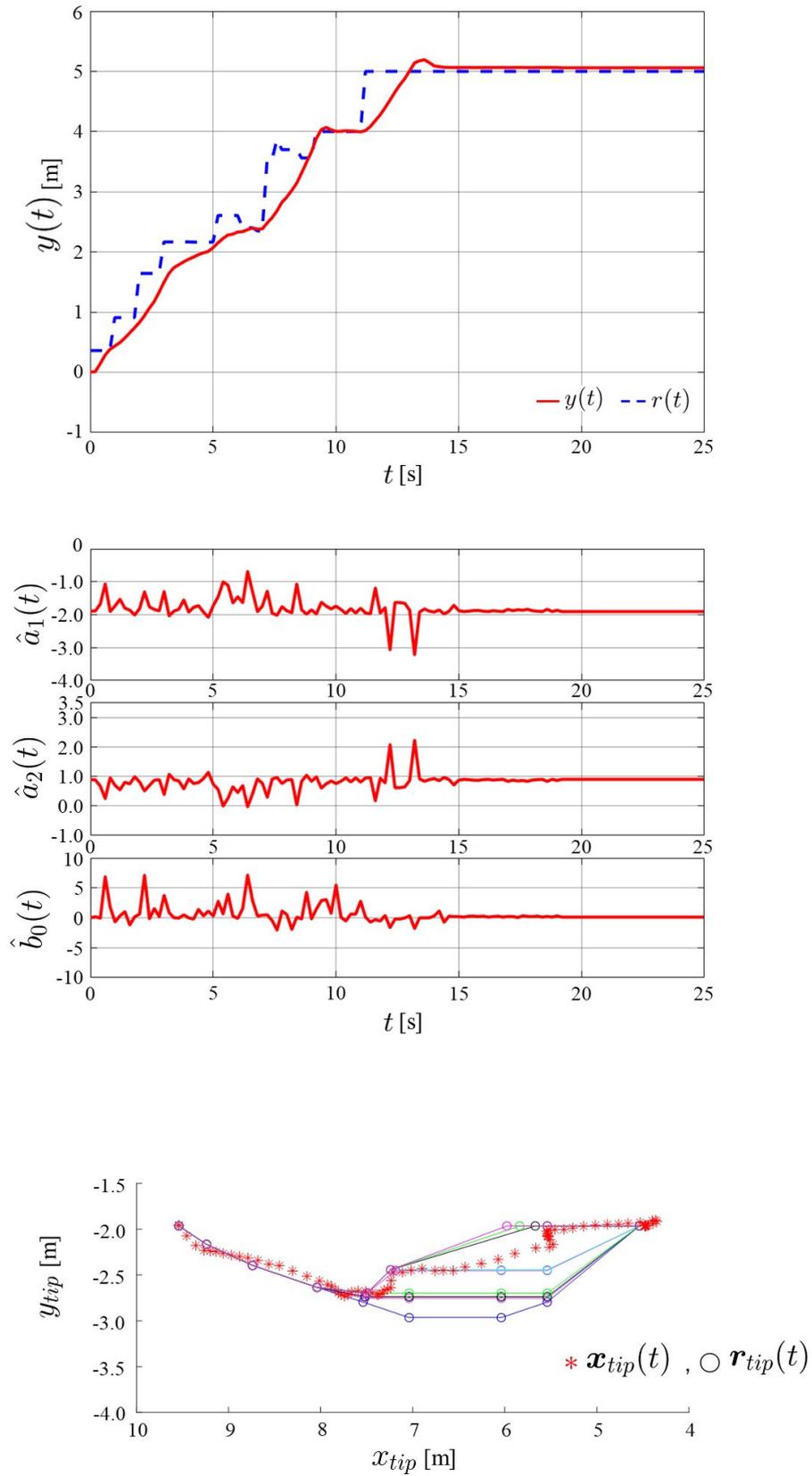


Fig. 4.16: Experimental result of appearance of rocks with trajectory planner (condition 3).

## 4.5 結言

本章では、様々な建設現場において指示通りに作業を実行可能な自動運転ショベルのための、目標掘削軌跡のオンライン修正方法を提案した。

まず、第2章で提案した油圧ショベルー環境相互作用モデルと第3章で提案したデータベース駆動型モデル予測制御を用いて、バケット先端の動作を予測した。動作予測では、1次元の油圧ショベルー環境相互作用モデルの出力を用いて、モデル出力とバケット先端位置の幾何学関係により2次元平面におけるバケット先端位置に変換し、局所線形化した相互作用モデルを用いて掘削軌跡における次の目標点までの動作予測を行った。次に、動作予測の結果から、次の目標点まで到達できない場合における目標軌跡の修正方法を定義した。ここでは、バケットや掘削方向、地中に想定される障害物の位置関係から、掘削進行方向や掘削深さ方向に障害物が想定される場合を考慮した軌跡修正方法とした。上記により、事前に与えられた目標軌跡を現在の作業対象の特性を考慮した掘削軌跡に修正することができ、掘削中に停止することなく指示通りの動作を実行することが可能になった。さらに、自動運転ショベルの実機を用いた実験検証において、提案法によりバケット先端の動作予測から掘削停止の判断を行い、オンラインで軌跡修正することで、掘削中に停止することなくあらかじめ設定された軌跡終点まで到達でき、さらに指示された掘削時間通りに動作できることが確認できた。

一方で、土壌の条件を限定した実機検証に留まっており、実際の建設現場で想定される土壌条件における提案法の有効性を確認する必要がある。また、様々な建設現場や作業の中で指示通りの掘削動作を実行可能な自動運転ショベルに対して有効な手法に発展させる必要がある。

# 第5章 作業環境にオンライン適応可能な自動運転ショベルの制御系

## 5.1 緒言

建設現場は一品一様であり，その環境条件や作業条件は現場毎に異なる。そのため，多種多様な建設現場で自律施工を行うためには，様々な環境下で施工計画や作業者の指示通りに動作可能な自律型建設機械が必要となる。とくに，建設現場で広く用いられる油圧ショベルの一般的な作業である土壌掘削では，土壌特性が現場毎に異なり，さらに土層や天候の変化の影響を受けて作業中に変化する可能性がある。したがって，自動運転ショベルが指示通りに掘削動作を実行するためには，土壌特性に応じて掘削動作を調整可能な制御が必要となる。

これに対し，第2章から第4章でモデルとデータを活用した自動運転ショベルの掘削動作のための制御系を提案した。第2章では作業対象の特性を考慮した制御対象のモデル化と，作業対象の特性変化に対応可能なデータベース駆動型モデリングを構築した。また，第3章では，機体のハードウェア上の制約条件を陽に扱いながらデータベース駆動型モデリングで算出されたモデルを用いて作業対象の特性に合わせた掘削力を算出するデータベース駆動型モデル予測制御系を構築した。さらに，第4章ではデータベース駆動型モデル予測制御を用いて掘削動作の予測に基づき目標掘削軌跡をオンラインで修正する手法を構築した。各章での数値例や実験検証では，それぞれの手法における有効性の確認ができているが，本研究で目指す作業環境にオンライン適応可能な自動運転ショベルに対して各手法を統合した制御系が有効かを確認する必要がある。また，上記を検証するにあたり，実際の掘削作業に近いアタッ

チメントの複合動作による掘削に対して適用可能な制御系を構築する必要がある。

本章では、第2章から第4章の手法を統合し、アタッチメント複合動作の掘削に対して適用可能な制御系を構築する。まず、第2章で提案した油圧ショベルー環境相互作用モデルにより、掘削力と掘削距離の関係性をモデル化する。次に、アラームマネジメントに基づくデータベース駆動型モデリングにより、動作中に得られる掘削力と掘削距離のデータを用いてモデル化誤差の増大を検出し、その検出に応じてモデリングを行う。さらに、データベース駆動型モデリングにより算出されたモデルを用いてデータベース駆動型モデル予測制御により掘削力を算出する。加えて、データベース駆動型モデル予測制御により算出された掘削力をバケット先端位置や目標掘削軌跡の情報を用いて掘削力ベクトルに変換し、アタッチメントの運動学によってブームとアームのトルクに変換することで、ブームとアームへの動作指令を算出する。また、データベース駆動型モデル予測制御の実行に併せて、バケット先端の動作の予測に基づき必要に応じて目標軌跡を修正する。最後に、ラジコンショベルに提案制御系を実装し、ブームとアームの複合動作の掘削における提案制御系の有効性を確認する。

## 5.2 アタッチメント複合動作への適用

アタッチメント複合動作の掘削を対象とする、作業環境にオンライン適応可能な自動運転ショベルの制御系を設計する。なお、複合動作の検証を簡易的に行うため、ブームとアームを用いた掘削を対象とし、バケットは掘削中に動作しないものとする。提案する制御系のブロック線図を Fig. 5.1 に示す。まず、環境の特性を考慮した制御系とするために、油圧ショベルアタッチメントと環境との相互作用を制御対象とする。このとき、制御入力を掘削力の大きさ、制御出力を掘削開始点からの距離として、それらの関係性を油圧ショベルー環境相互作用モデルで表す。次に、アラームマネジメントに基づくデータベース駆動型モデリングにより、モデル化誤差が増大したときに現在の制御対象を表すモデルを算出する。さらに、上記のモデルを用いたデータベース駆動型モデル予測制御により、掘削力を算出する。上記の掘

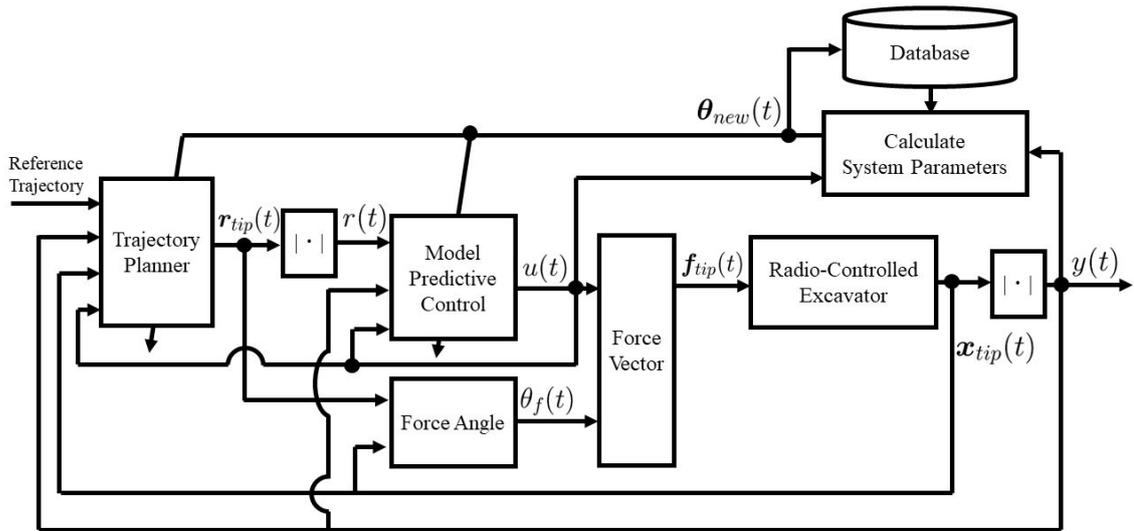


Fig. 5.1: Block diagram of the proposed control system.

削力を現在のバケット先端位置と目標位置の位置関係に基づき掘削力ベクトルに変換し、アタッチメントの運動学からブームとアームの回転軸まわりのトルクを算出する。加えて、データベース駆動型モデル予測制御によりバケット先端位置の動作予測を行い、予測区間内にバケット先端位置が次の目標位置に到達不可と判定されたときに目標軌跡を修正する。なお、本章では上記の各手法に関して第2章から第4章と重複する部分は省略し、アタッチメント複合動作への適応に関する手法のみ説明を行う。

データベース駆動型モデル予測制御によりバケット先端の掘削力  $u(t)$  が算出されるが、ブームとアームの複合動作で掘削する場合、それぞれに対する指令値が必要となる。Fig. 5.2 に示すように、バケット先端位置  $x_{tip}(t)$  が目標位置  $r_{tip}(t)$  に進むためには、アタッチメントで  $r_{tip}(t)$  の方向に掘削力ベクトルを発生する必要がある。そこで、それぞれの位置の幾何学関係から

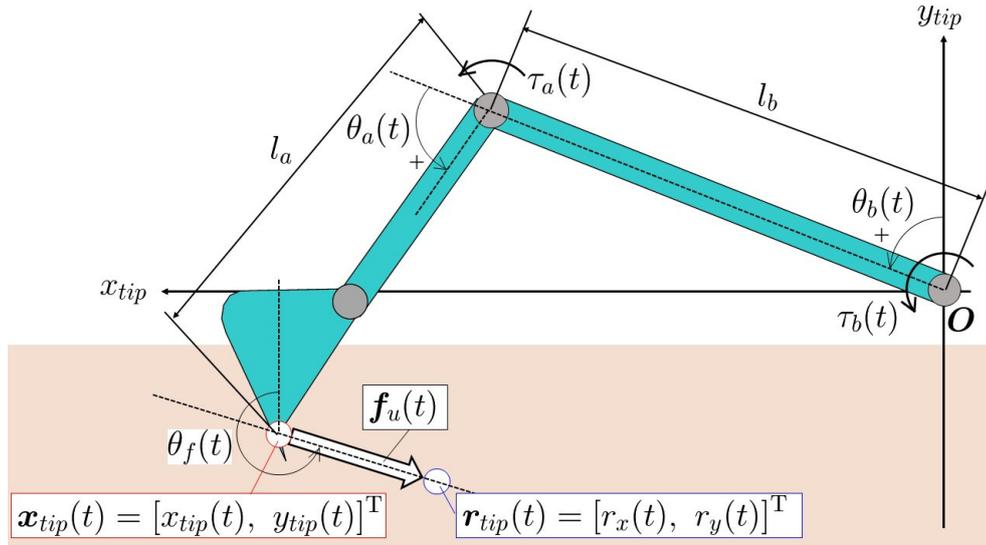


Fig. 5.2: Excavation force vector.

掘削力の方向  $\theta_f(t)$  を算出し、 $u(t)$  と  $\theta_f(t)$  により掘削力ベクトル  $f_u(t)$  を算出する。

$$\theta_f(t) = \begin{cases} \tan^{-1} \left( \frac{x_{tip}(t) - r_x(t)}{y_{tip}(t) - r_y(t)} \right) - \pi & \text{(if } x_{tip}(t) \geq r_x(t) \wedge y_{tip}(t) \geq r_y(t)) \\ \tan^{-1} \left( \frac{x_{tip}(t) - r_x(t)}{y_{tip}(t) - r_y(t)} \right) + \pi & \text{(if } x_{tip}(t) < r_x(t) \wedge y_{tip}(t) \geq r_y(t)) \\ \tan^{-1} \left( \frac{x_{tip}(t) - r_x(t)}{y_{tip}(t) - r_y(t)} \right) & \text{(otherwise)} \end{cases} \quad (5.1)$$

$$f_u(t) = u(t)[\sin \theta_f(t), \cos \theta_f(t)]^T \quad (5.2)$$

次に、掘削力ベクトル  $f_u(t)$  を発生するために必要なブームとアームのトルクを求め、それぞれの指令値とする。まず、Fig. 5.2 に示すアタッチメントの運動学 [61] を次式で表す。

$$\mathbf{x}_{tip}(t) = \begin{bmatrix} l_b \sin \theta_b(t) & l_a \sin(\theta_b(t) + \theta_a(t)) \\ l_b \cos \theta_b(t) & l_a \cos(\theta_b(t) + \theta_a(t)) \end{bmatrix} \mathbf{q}(t) \quad (5.3)$$

$$\mathbf{q}(t) = [\theta_b(t), \theta_a(t)]^T \quad (5.4)$$

ここで,  $l_b$ ,  $l_a$  はそれぞれブーム長さ, アームとバケットの長さ,  $\theta_b(t)$ ,  $\theta_a(t)$  はそれぞれブーム角度とアーム角度を表す。式 (5.3) を微分すると次式となる。

$$\dot{\mathbf{x}}_{tip}(t) = \mathbf{J}_a(t)\dot{\mathbf{q}}(t) \quad (5.5)$$

$$\mathbf{J}_a(t) = \begin{bmatrix} l_b \cos \theta_b(t) + l_a \cos(\theta_b(t) + \theta_a(t)) & l_a \cos(\theta_b(t) + \theta_a(t)) \\ -l_b \sin \theta_b(t) - l_a \sin(\theta_b(t) + \theta_a(t)) & -l_a \sin(\theta_b(t) + \theta_a(t)) \end{bmatrix} \quad (5.6)$$

さらに,  $\mathbf{f}_u(t)$  と  $\mathbf{J}_a(t)$  を用いてブームとアームの関節トルクを次式で算出する [61]。

$$\boldsymbol{\tau}(t) = \mathbf{J}_a(t)^T \mathbf{f}_u(t) \quad (5.7)$$

$$\boldsymbol{\tau}(t) = [\tau_b(t), \tau_a(t)]^T \quad (5.8)$$

ここで,  $\tau_b(t)$ ,  $\tau_a(t)$  はそれぞれブームとアームの回転軸まわりのトルクを表す。以上により算出された  $\tau_b(t)$ ,  $\tau_a(t)$  によりブームとアームを動作させることで, バケット先端が目標軌跡に従い動作するような掘削を実現する。

### 5.3 実験検証

提案制御系の有効性をラジコンシヨベルを用いた実験により検証する。実験には 3.4 章と同様に Fig. 3.5 に示すラジコンシヨベルを用いた。ここでは, バケット先端が目標軌跡に沿って掘削できること, 掘削中に障害物が出現した場合にも軌跡終点まで到達できることを確認する。なお, Fig. 5.1 の Trajectory Planer のない制御系 (手法 6) と提案制御系の制御性能の比較検証を行う。実験に用いた目標軌跡や各設定パラメータを Table 5.1 に示す。ここで,  $u(t)$  や  $\Delta u(t)$  の制約条件は, ラジコンシヨベルを用いた事前実験や, 検証におけるアタッチメントの動作方向に基づき決定した。また, ブームやアームを動作させるためにはバルブ開度を調整する必要があるため, 事前実験によりそれぞれのトルクとバルブ開度の関係性を求め, その関係

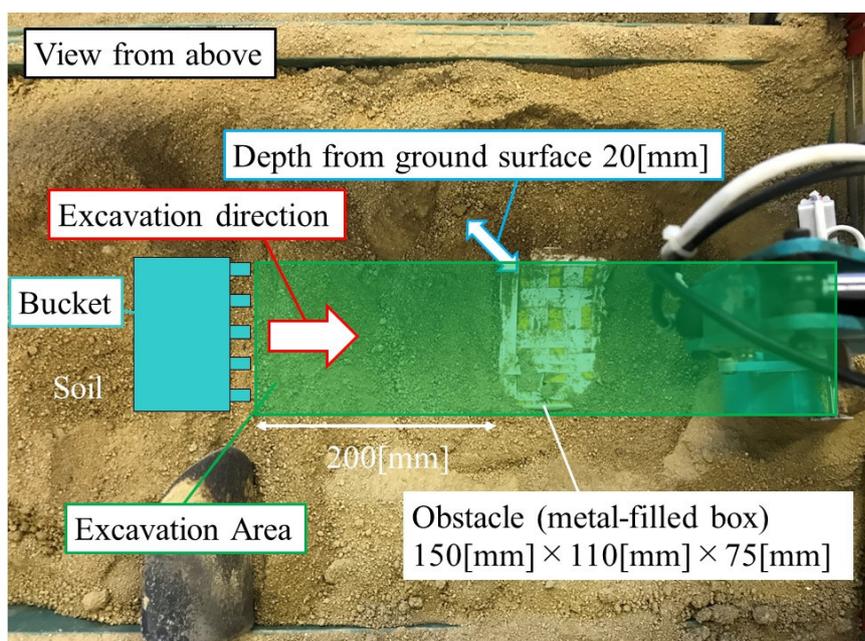


Fig. 5.3: Experimental condition with buried obstacle.

性を用いてトルク指令値をバルブ開度指令値に変換してブームとアームを動作させた。さらに、Fig. 5.3 に示すように、掘削の妨げになる位置に障害物をあらかじめ埋設した。障害物には、掘削する土砂の約 10 倍の密度の金属を敷き詰めた箱を用い、掘削開始点から約 200[mm]、地表から約 20[mm] のところに設置した。

手法 6 と提案制御系の結果を Fig. 5.4, Fig. 5.5 に示す。ここで、バケット先端軌跡を示すグラフでは、左から右に掘削動作が進行している。また、Fig. 5.5 のバケット先端軌跡を表すグラフでは、掘削中の目標軌跡の変化の変遷を色の違いで表す。Fig. 5.4 の手法 6 では、障害物のない目標軌跡の 3 点目  $r = 0.24[\text{m}]$  あたりまでは、バケット先端があらかじめ設定された目標軌跡に沿って掘削できている。しかし、障害物の影響で  $y = 0.25[\text{m}]$  あたり、掘削平面で見るときは  $x_{tip}(t) = 0.67[\text{m}]$  周辺で掘削が停止している。また、アラームが目標軌跡の 3 点目あたりで発報され、システムパラメータの  $\hat{b}_0(t)$  が小さくなっていることから、障害物により掘削が進みにくくなっていることが見て取れる。一方、Fig. 5.5 の提案制御系では、掘削平面で見るとき手法 6 と同様に掘削開始直後はあらかじめ設定されていた目標軌跡に沿って動作しているが、障害物周辺で掘削停止が予測されると予測結果に基づき目標軌跡を修正してい

Table 5.1: Parameters of the experiments

|  |   |
|--|---|
| Sampling time  | $T_s = 0.05[s]$   |
| System order   | $n_y = 2, n_u = 0$  |
| MPC horizon  | $N_p = 30$ [step], $N_c = 4$ [step]   |
| Weight of cost function  | $Q_e = 1 \times I_e, Q_u = 10 \times I_u$   |
| Constraint parameters  | $\Delta u_{max} = 10[N], \Delta u_{min} = -10[N]$<br>$u_{max} = 180[N], u_{min} = 0[N]$   |
| Prediction step of Trajectory Planner                              | $N_{prj} = 14$ [step]   |
| Target excavation trajectory<br>( $x_{tip} - y_{tip}$ Coordinates) | $[r_x(t)[m], r_y(t)[m]] = [0.78, -0.12],$<br>$[0.72, -0.14], [0.66, -0.15]$<br>$[0.60, -0.16], [0.54, -0.15],$<br>$[0.48, -0.14], [0.42, -0.13], [0.36, -0.10]$ |

る。Fig. 5.5 の  $y(t)$  のグラフにおける  $r(t)$  の変化が目標軌跡が修正されたことを表す。その修正によって、動作停止することなく目標軌跡 8 点目の軌跡終点まで掘削することができている。また、両手法の  $y(t)$  のグラフを比較すると、目標軌跡を修正することで制御性能が向上していることがわかる。

以上より、ブームとアームの複合動作における掘削動作に対し提案制御系を適用することで、目標軌跡に沿って掘削できること、さらに障害物が地中に存在する場合には目標軌跡を修正することで軌跡終点まで到達できることを確認した。この実験により、モデルとデータを活用した制御系が、指示通りに作業を実行可能な自動運転ショベルに対して有効な手法であることが示された。ただし、実際の掘削作業ではバケットも動作させる。とくに、バケット動作が掘削の仕事量、すなわち掘削土量に影響することからも、アタッチメント各リンクの複合動作を対象とした制御系に拡張する必要がある。また、実験では限定した土壌条件での検証に留まっているため、実現場を想定した様々な土壌条件における提案制御系の有効性を確認する必要がある。

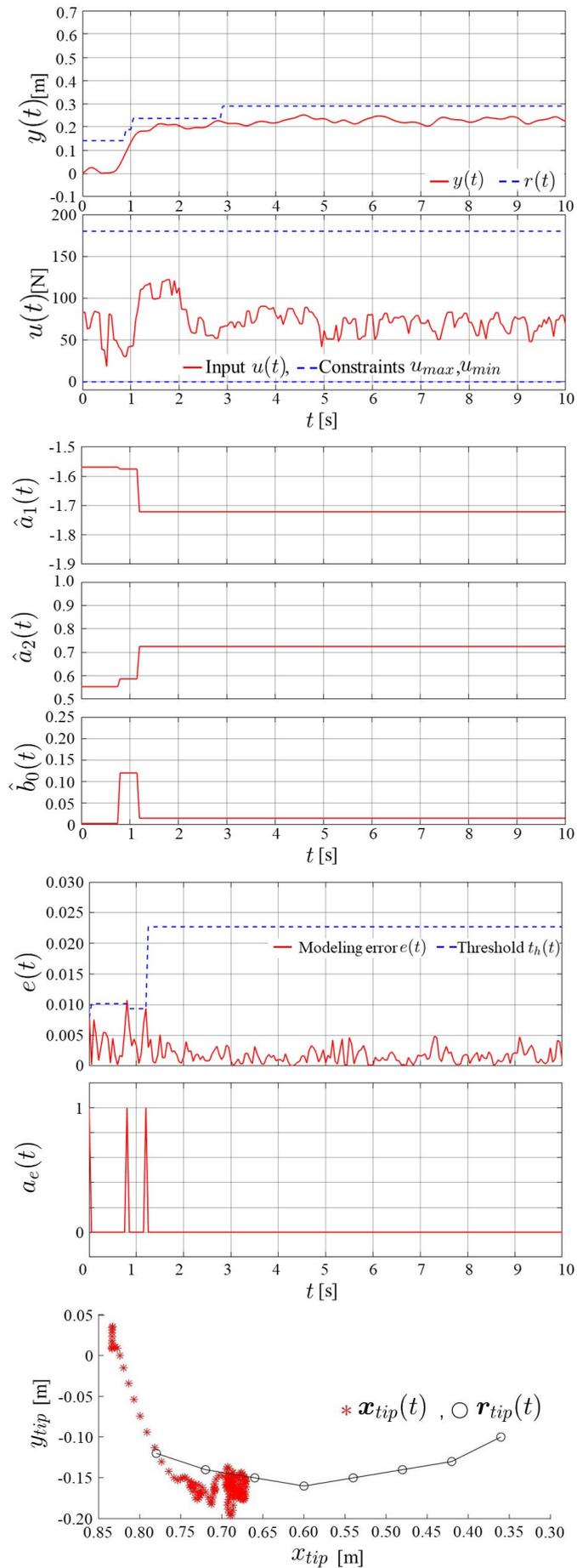


Fig. 5.4: Experimental result without trajectory planner.

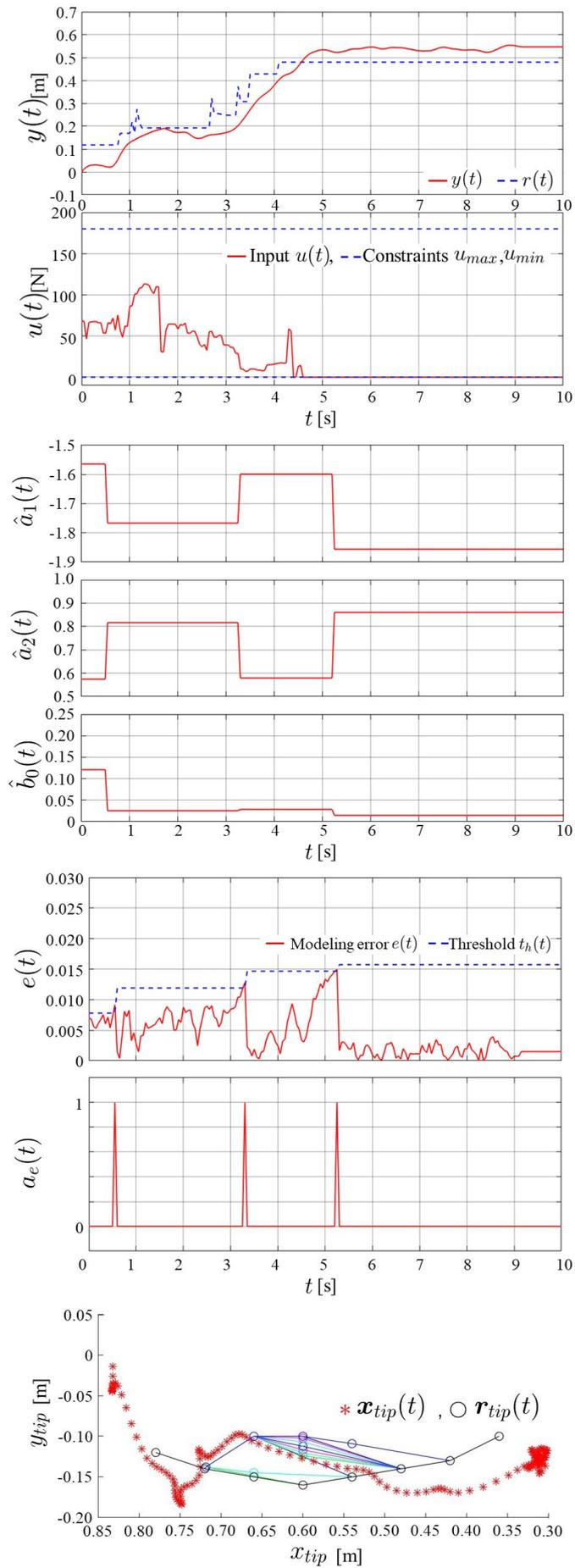


Fig. 5.5: Experimental result with trajectory planner.

## 5.4 結言

本章では、自動運転ショベルのアタッチメント複合動作による掘削を対象に、第2章のデータベース駆動型モデリング、第3章のデータベース駆動型モデル予測制御、第4章のデータベース駆動型モデル予測制御に基づく目標掘削軌跡のオンライン修正を統合した制御系を提案した。

まず、ブームとアームを用いた掘削を対象に制御系を構築した。次に、アタッチメント複合動作を実現するために、制御器から算出された掘削力をブームとアームのトルクに変換した。そして、そのトルクをブームとアームに指令することで、バケット先端が目標軌跡に追従するような動作を可能とした。さらに、データベース駆動型モデル予測制御により、現在の作業対象の特性に応じた掘削力の算出と目標掘削軌跡の修正を行った。最後に、ラジコンショベルを用いた実験検証で、提案制御系により、ブームとアームの複合動作により目標軌跡に追従した掘削ができ、地中に障害物がある場合にも提案制御系によりあらかじめ設定された掘削軌跡の終点まで到達できることを確認した。以上より、様々な建設現場において指示通りに作業を実行可能な自動運転ショベルに対して有効な、アタッチメント複合動作の掘削に適用可能な制御系を構築した。

しかし、ブームとアームの複合動作のみに限定した制御系の提案に留まっている。実際の掘削作業はブーム、アーム、バケットの複合動作により行われるため、バケットの動作も含めた制御系に拡張する必要がある。さらに、作業環境が限定された条件の検証に留まっている。今後、ブーム、アーム、バケットを動作させる実際の掘削に適用可能な制御系への拡張と、実現場を想定した多様な作業環境での提案制御系の検証を行う必要がある。

## 第6章 結論

本研究では，建設現場の環境条件にオンライン適応可能な自動運転ショベルの実現を目的とする，データとモデルを活用した制御系の設計手法について検討した。自動運転ショベルの土壌掘削動作におけるアタッチメントと作業対象の相互作用を制御対象と設定し，制御対象のモデルをデータベースと機体データからオンラインで算出するモデリング手法と，そのモデルに基づき環境条件に適した制御入力を算出する制御手法と，目標掘削軌跡をオンライン修正可能とする手法とを備えた制御系を構築した。

まず，土壌掘削における作業対象の特性を考慮するために，油圧ショベルのアタッチメントと環境との相互作用を制御対象と設定し，掘削力を制御入力，掘削距離を制御出力としたとき，それらの関係性を油圧ショベルー環境相互作用モデルで表した。次に，事前にデータベースに格納された相互作用モデルと，作業中に機体から取得した掘削力と掘削距離のデータを用いて，制御対象のモデルをオンラインで算出するデータベース駆動型モデリングを提案した。さらに，オンラインで算出されたモデルを用いてモデル予測制御を行う，データベース駆動型モデル予測制御系の設計手法を提案した。最後に，データベース駆動型モデル予測制御に基づき，掘削目標軌跡を現在の作業対象の特性に修正する手法を提案した。各手法は数値例，ラジコンショベルや実機を用いた実験で有効性を検証した。以下に，本論文の各章に対応した概要と結論を総括する。

第2章では，自動運転ショベルの掘削中における掘削力と掘削距離との関係性，すなわち油圧ショベルアタッチメントと作業との相互作用を制御対象と設定し，そのモデルをばねーマスーダンパ系で局所的に近似してモデル化した。その相互作用は，建設現場の環境条件や

作業中の環境条件の変化によって特性変化するため、モデルのパラメータの変化により相互作用特性の変化を表すこととした。次に、その変化をモデルとして捉えるべく、事前にいくつかの相互作用モデルが格納されたデータベースと、作業中に取得できる掘削力と掘削距離のデータを用いて、オンラインでモデルを算出するデータベース駆動型モデリングを構築した。数値例では、提案したデータベース駆動型モデリングにより従来のデータベース駆動型アプローチに基づくモデリング手法よりもモデルの推定精度が向上すること、それにより制御性能が向上することを確認した。さらに、データベース駆動型モデリングを用いる制御系において、モデル化誤差が増大したタイミングでモデリングが実行される、アラームマネジメントに基づくデータベース駆動型モデリングを構築した。数値例や実験により、制御系の計算コストの低減やモデルの振動的な変化の抑制といった効果がこの手法で得られることを確認した。さらに、必要なタイミングでモデリングが実行される合理的な制御系を設計することができた。本章の検証により、データとモデルを活用した制御系におけるモデリング手法として提案法が有用であることが明らかとなった。

第3章では、データベース駆動型モデリングで算出されたモデルを用いた制御手法である、データベース駆動型モデル予測制御を提案した。ここでは、制御対象の特性変化を考慮するためにデータベース駆動型モデリングと、ハードウェアの制約条件を陽に扱うためにモデル予測制御を用いた。まず、自動運転ショベルの掘削作業において、相互作用特性の変化に応じて制約条件を守りながら掘削力が調整される制御系を構築した。さらに、モデル予測制御においてモデルが制御対象の特性変化に応じて適応的に更新されることの有効性を確認するために、従来のモデル固定のモデル予測制御と提案法の制御性能を数値例で比較した。そして、特性変化するような制御対象では提案法の制御性能が優れていることが確認された。加えて、モデルに基づく制御手法の比較として、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と比較検証を行い、提案法の方が制約条件を陽に扱い制御入力を算出できると制御性能において優れていることが確認された。この結果より、提案法が油圧ショベルの

掘削動作のような、動作中に特性変化が生じ、ハードウェアの制約がある対象に対して有効な制御系であることが示唆された。さらに、提案法をラジコンショベルのアーム動作による掘削に適用し検証を行った。ここでは、目標とするアーム角度に参照軌道を設定し、その軌道に追従することを目的とした制御を行った。実験においても、制御対象の特性変化を捉えながら制約条件を守り制御入力を算出することで、参照軌道に追従することが確認でき、油圧ショベルの掘削動作に対して有効な制御系であることが示された。

第4章では、作業中に作業対象の特性が変化した場合にも自動運転ショベルが指示通りに掘削動作できることを目的とし、その特性に適した掘削軌跡にオンラインで修正する手法を構築した。修正手法の概要は以下の通りである。まず、データベース駆動型モデル予測制御を用いて直近のバケット先端の動作予測を行い、その予測区間にバケット先端が目標軌跡の内、現在目標としている位置に到達できるかを確認する。次に、予測区間中にその目標位置に到達できない場合、現在のバケット先端位置と目標位置の位置関係から掘削を妨げる障害物のおおよその位置を定め、障害物を回避するような軌跡を生成する。掘削動作を簡易的に模した数値例では、あらかじめ与えられた掘削軌跡では終点まで到達できないような作業対象の特性変化が生じたとき、提案法によりオンラインで掘削軌跡を修正することで、終点まで到達できることが確認できた。さらに、自動運転ショベルの実機を用いた実験では、建設現場で想定されるような環境条件における提案法の有効性を確認した。あらかじめ与えられた掘削軌跡では、環境条件によって掘削動作の停止が発生し、所望の掘削時間や制御性能が得られなかったが、提案法により特性変化を捉えて軌跡を修正することで、所望の掘削時間で掘削でき、良好な制御性能が得られることが確認できた。したがって、作業対象の特性が変化した場合にも指示通りの動作を可能にする、自動運転ショベルの掘削動作に有効な手法であることが明らかになった。

第5章では、第2章のデータベース駆動型モデリング、第3章のデータベース駆動型モデル予測制御、第4章の掘削軌跡のオンライン修正を統合し、自動運転ショベルのアタッチメ

ント複合動作に適用するための制御系を構築した。さらに、提案制御系の有効性をラジコンショベルを用いた実験により明らかにした。まず、アタッチメントの複合動作に拡張するために、データベース駆動型モデル予測制御で算出された掘削力を、バケット先端位置と目標位置の幾何学関係とアタッチメントの運動学によりブームとアームのトルクに分配し、それらのトルクにより目標軌跡に沿って掘削できるような制御系とした。さらに、掘削中に障害物が出現するなどの作業対象の特性変化が生じた場合に掘削軌跡のオンライン修正を行うことで、掘削軌跡の終点に到達できるようにした。また、ラジコンショベルのブームとアームの複合動作で掘削する実験において提案制御系を適用することにより、目標軌跡に沿って掘削できること、さらに作業対象の特性が変化した場合にも掘削軌跡をオンラインで修正することで終点まで到達できることを確認した。この検証により、環境条件にオンライン適応可能な自動運転ショベルの掘削動作に対して有効な手法であることが明らかになった。

本論文では、自動運転ショベルの掘削動作を対象として、環境条件にオンライン適応し指示通りに動作実行することを目的とした制御系を構築した。本論文の検証結果から、環境条件を簡易的に表現するモデルと自動運転ショベルから得られるデータを活用した制御系が、指示通りの掘削動作を実行可能な自動運転ショベルに対して有効であることが示唆された。しかし、適用した環境条件や自動運転ショベルの動作条件は限定的であり、実際の多様な現場や様々な作業において適応可能とするために、提案制御系の拡張と実現場実作業を想定した有効性検証を行う必要がある。また、データを扱う制御系であるため、良好な制御性能を得るためにはデータベースに格納するデータやモデリングに用いるデータの信頼性が重要となる。しかし、本論文で提案した制御系はデータの信頼性を考慮した設計ができていないため、今後そのような観点から制御系を発展させる必要がある。

最後に、本研究の発展と将来の建設現場の展望について述べる。昨今、Society5.0におけるサイバーフィジカルシステム [62] や、インフラ分野のDX実現に向けた取組みが加速される中、油圧ショベルにおいてもデータの利活用が今後益々重要になってくる。今後も、建設機

械を始めとする建設現場のデータ収集や、そのようなデータを活用するシステムが構築され発展していくであろう。本研究で構築した制御系がそのようなシステムと繋がり、世界中から日々蓄積されるデータを用いることで、自動運転ショベルがよりの確な判断を行う、また、施工計画を満たすように作業手順や動作軌跡を機械自身で決定するなど、自律的に施工することが可能になると考えられる。そこでは、本研究で扱った土壌などの作業対象の特性だけでなく、周囲の建設機械や作業員、資材の状況や、施工進捗等を考慮した判断がサイバー空間を通じて行われるだろう。さらには、人が搭乗する油圧ショベル、あるいは遠隔操縦ショベルと、高度な判断が可能な自動運転とが協調して施工を行う将来が考えられる。このような建設現場になれば現在よりも飛躍的に生産性を向上させることが可能になる。一方で、建設業の持続的な発展のためには、自動化、自律化による生産性や効率だけでなく、建設現場で生き生きと働く、活躍できるといった働く人への着目も必要となる。どれだけ自動化、自律化施工の技術が発展したとしても、そのような自律施工システムを使って働くのは人である。したがって、データ利活用の枠組みを、人を中心としたシステム、すなわちサイバーフィジカルヒューマンシステム [63] に発展させる必要がある。今後、そのような人が生き生きと働けるようなシステム実現に向けた研究活動を継続し、建設業の発展に貢献していきたい。

## 参考文献

- [1] 内閣府：Society5.0, [https://www8.cao.go.jp/cstp/society5\\_0/index.html](https://www8.cao.go.jp/cstp/society5_0/index.html), (2022年12月2日)
- [2] 内閣府：「第5期科学技術基本計画」<https://www8.cao.go.jp/cstp/kihonkeikaku/5shonbun.pdf>, (2022年12月2日)
- [3] 経済産業省：「デジタル社会の形成に関する重点計画・情報システム整備計画・官民データ活用推進基本計画の変更について」, [https://www.digital.go.jp/assets/contents/node/basic\\_page/field\\_ref\\_resources/5ecac8cc-50f1-4168-b989-2bcaabffe870/fedb5d96/20220607\\_policies\\_priority\\_outline\\_15.pdf](https://www.digital.go.jp/assets/contents/node/basic_page/field_ref_resources/5ecac8cc-50f1-4168-b989-2bcaabffe870/fedb5d96/20220607_policies_priority_outline_15.pdf), (2022年12月2日)
- [4] 農林水産省：「農業のデジタルトランスフォーメーション(DX)について」, [https://www.maff.go.jp/j/council/seisaku/kikaku/bukai/attach/pdf/kikaku\\_1126-5.pdf](https://www.maff.go.jp/j/council/seisaku/kikaku/bukai/attach/pdf/kikaku_1126-5.pdf), (2022年12月2日)
- [5] デジタル庁：「デジタル庁活動報告書」, [https://www.digital.go.jp/assets/contents/node/basic\\_page/field\\_ref\\_resources/f9c3d7af-4744-433e-a962-adf58e28b22e/e3b518eb/AnnualReport20220901.pdf](https://www.digital.go.jp/assets/contents/node/basic_page/field_ref_resources/f9c3d7af-4744-433e-a962-adf58e28b22e/e3b518eb/AnnualReport20220901.pdf), (2022年12月2日)
- [6] 国土交通省：「インフラ分野のデジタル・トランスフォーメーション(DX)施策一覧」, <https://www.mlit.go.jp/common/001385990.pdf>, (2022年12月2日)
- [7] 国土交通省：「インフラ分野のDXアクションプラン」, <https://www.mlit.go.jp/tec/content/001474432.pdf>, (2022年12月2日)
- [8] 国土交通省：i-Construction, <https://www.mlit.go.jp/tec/i-construction/index.html>, (2022年12月2日)
- [9] 常山 修治, 竹下 正一, 堤 英彰, 城澤 道正：「i-Construction（建設現場の生産性革命）の推進と建設現場の安全性の向上に向けて」, 土木学会論文集F6（安全問題）, Vol. 73, No. 2, pp. I.1-I.6 (2017)
- [10] 五道 仁実：「国土交通政策最前線/i-Construction 特集 i-Construction による建設現場の生産性革命」, 時評, Vol. 58, No. 6, pp. 152-157 (2016)
- [11] 国土交通省：「国土交通データプラットフォーム（仮称）整備計画」, <https://www.mlit.go.jp/common/001291151.pdf>, (2022年12月2日)
- [12] 国土交通省：国土交通データプラットフォーム, <https://www.mlit-data.jp/platform/>, (2022年12月2日)
- [13] 藤井 純一郎, 吉田 龍人, 天方 匡純：「デジタルツインを活用した都市河川管理業務におけるDXの提案」 AI・データサイエンス論文集, Vol. 2, No. J2, pp. 495-502 (2021)

- [14] 岸田 真, 日當 卓也, 乙守 和人, 谷口 宏:「道路基盤地図をはじめとした地図情報の道路管理への活用に関する研究: DX 時代を踏まえた効率的・効果的な道路管理業務の実現に向けて」, JICE report: Report of Japan Institute of Construction Engineering, No. 40, pp. 20-25 (2022)
- [15] 佐々木 正, 酒匂 智彦:「インフラ分野の DX 推進に向けて異業種企業の持つ技術シーズと現場ニーズをマッチングさせる上での課題と今後の方向性」, JICE report: Report of Japan Institute of Construction Engineering, No. 40, pp. 26-29 (2022)
- [16] コベルコ建機株式会社: DX ソリューション (KOBELCO DX), <https://www.kobelco-kenki.co.jp/dx/>, (2022 年 11 月 2 日)
- [17] 鈴木 裕敬, 山内 元貴, 遠藤 大輔, 橋本 毅:「自律施工技術開発促進に向けた土木研究所の取り組み」, 計測と制御, Vol. 61, No. 9, pp. 651-655 (2022)
- [18] 浜本 研一, 三浦 悟, 出石 陽一:「次世代建設施工システムによるダム建設とシステム制御の役割」, 計測と制御, Vol. 61, No. 9, pp. 671-675 (2022)
- [19] 茂木 正晴, 山元 弘:「無人化施工による災害への迅速・安全な復旧活動」, 計測と制御, Vol. 55, No. 6, pp. 495-500 (2016)
- [20] 中川 智裕:「建設機械の GNSS を利用した自動化に関する事例紹介」, 日本ロボット学会誌, Vol. 37, No. 7 pp. 593-597 (2019)
- [21] 阪東 茂, 長谷川 忠大, 油田 信一, 北原 成郎:「無人化施工現場におけるクローラダンプの自律走行システムの構築と実験」, 建設機械施工 = Journal of JCMA: 一般社団法人日本建設機械施工協会誌, Vol. 71, No. 8, pp. 90-99 (2019)
- [22] 重松 康祐, 坪内 孝司, 皿田 滋:「重心及び ZMP 予測に基づく遠隔操縦油圧ショベルの転倒防止制御」, 日本機械学会論文集, Vol. 83, No. 850, pp. 17-00040 (2017)
- [23] 吉灘 裕:「遠隔操作性と微細作業性を備えた建設ロボット」, 計測と制御, Vol. 57, No. 11, pp. 795-798 (2018)
- [24] 生田 正治:「油圧ショベルの技術の系統化調査」, 国立科学博物館技術の系統化調査報告, Vol. 22 (2015)
- [25] 武石 学, 土井 隆行, 野田 大輔:「自動運転油圧ショベルの現場実証」, 令和 2 年度「建設施工と建設機械シンポジウム」論文集・梗概集, pp. 179-182 (2020)
- [26] 戸松 匠, 野中 謙一郎, 関口 和真, 鈴木 勝正:「油圧ショベルにおけるモデル予測追従制御の基礎実験 (未知物体押しへの起因する掘削形状からの逸脱の抑制)」, 日本フルードパワーシステム学会論文集, Vol. 49, No. 1, pp. 1-9 (2018)
- [27] 山元 弘, 茂木 正晴, 大槻 崇, 柳沢 雄二, 野末 晃, 山口 崇, 油田 信一:「動作計画と制御に 3 次元情報を用いた自律油圧ショベルプロトタイプの開発」, 計測自動制御学会論文集, Vol. 48, No. 8, pp. 488-497 (2012)
- [28] 泉 翔太, 谷島 諒丞, 全 邦釘:「強化学習を用いたバックホウの掘削動作生成」, AI・データサイエンス論文集, Vol. 1(2020), No. J1, pp. 307-312 (2020)
- [29] 平野 貴司, 吉田 達哉, 辻内 伸好, 伊藤 彰人, 鞍谷 文保, 立石 匡, 渥美 航, 安藤 博昭:「油圧ショベルの自動掘削における土壌パラメータに対する制御パラメータの検討」, 自動制御連合講演会講演論文集, 第 61 回自動制御連合講演会, pp. 1263-1270 (2018)

- [30] M. Morari and E. Zafrou: “ Robust Process Control ”, Prentice Hall (1989)
- [31] J. M. Maciejowski 著, 足立・管野 訳:「モデル予測制御～制約のもとでの最適制御」, 東京電機大学出版 (2005)
- [32] Liuping Wang: “ Model Predictive Control System Design and Implementation Using MATLAB® ”, Springer (2009)
- [33] 吉田 達哉, 小泉 孝之, 辻内 伸好, 陳 侃, 中本 洋造:「油圧ショベルの掘削作業における効率向上の検討」, 日本機械学会論文集 C 編, Vol. 78, No. 789, pp. 1596-1606 (2012)
- [34] 上村 祥平, 今西 悦二郎:「土砂の掘削挙動を考慮した剛体・油圧駆動システムの動的シミュレーション」, 日本機械学会論文集, Vol. 84, No. 861, pp. 17-00468 (2018)
- [35] 石川 将人:「砂に埋もれたモデルを探して: データ駆動による因果関係の理解」計測と制御, Vol. 58, No. 3, pp. 161-165 (2019)
- [36] 足立 修一:「システム同定の基礎」, 東京電機大学出版 (2009)
- [37] 鄭 秋宝, 木村 英紀:「Just In Time モデリングの新しい手法とその圧延セットアップモデルへの応用」, 計測自動制御学会論文集, Vol. 37, No. 7, pp.640-646 (2001)
- [38] 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)
- [39] 堤 健人, 山本 透:「データ駆動型内部モデル制御の一設計」, 電気学会論文誌 C (電子・情報・システム部門誌) , Vol. 131, No. 4, pp. 781-787 (2011)
- [40] K. Takao, T. Yamamoto and T. Hinamoto: “ Memory-based IMC Tuning of PID Controllers for Nonlinear Systems ”, IEEJ Trans. Electrical and Electronic Engineering, Vol. 1, No. 4, pp. 364-373 (2006)
- [41] 山本透:「モデリング性能評価に基づくパフォーマンス・アダプティブ PID 制御系の設計」, 電気学会論文誌 C (電子・情報・システム部門誌) , Vol. 127, No. 12, pp. 2101-2108 (2007)
- [42] ANSI/ISA-18.2-2016: “ Management of Alarm Systems for the Process Industries ” (2016)
- [43] B. Hollifield and E. Habibi: “ Alarm Management: Acomprehensive Guide, Second Edition ”, International Society of Automation (2011)
- [44] M. H. Roohi, T. Chen, Z. Guan and T. Yamamoto: “ A New Approach to Design Alarm Filters Using the Plant and Controller Knowledge ”, Industrial & Engineering Chemistry Research, Vol. 60, No. 9, pp. 3648-3657 (2021)
- [45] C. G. Atkeson, A. W. Moore and S. Schaal: “Locally weighted learning for control” , Artificial Intelligence Review, Vol. 11, pp. 75-113 (1997)
- [46] 吉田 達哉, 辻内 伸好, 伊藤 彰人, 鞍谷 文保, 安藤 博昭, 青柳 多慶夫, 村山 栄治, 荒井 邦晴:「油圧ショベルの操作コントローラ開発のための油圧システムの同定」, 計測自動制御学会論文集, Vol. 53, No. 10, pp. 557-563 (2017)
- [47] 作 祐輝, 逢澤 正憲, 大井 健, 石上 玄也:「機械学習を用いた掘削土砂の時系列変形予測モデルの構築」, 日本ロボット学会誌, Vol. 39, No. 4, pp. 367-370 (2021)

- [48] D. Lee, I. Jang, J. Byun, H. Seo and H. J. Kim: “ Real-Time Motion Planning of a Hydraulic Excavator using Trajectory Optimization and Model Predictive Control ”, Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pp. 2135-2142 (2021)
- [49] 児島 晃, 大塚 敏之:「モデル予測制御の考え方」, 計測と制御, Vol. 42, No. 4, pp. 310-312 (2003)
- [50] 青木 瑞穂, 本田 康平, 奥田 裕之, 鈴木 達也:「モデル予測型経路追従制御における車両運動予測モデルの比較検証」, 自動車技術会論文集, Vol. 53, No. 3, pp. 687-692 (2022)
- [51] 鶴生 知輝, Rien Quirynen, Stefano Di Cairano, Karl Berntorp:「GNSS を用いた自動運転システムにおける非線形モデル予測制御による車両統合制御」, 自動車技術会論文集, Vol. 50, No. 4, pp. 1176-1181 (2019)
- [52] 小山 健太郎, 関口 和真, 野中 謙一郎:「走行距離を時間軸とする時間軸状態制御形による車両の経路追従制御ーモデル予測車庫入れ制御への適用ー」, 計測自動制御学会論文集, Vol. 50, No. 10, pp. 746-754 (2014)
- [53] 永井 駿斗, 市原 裕之:「自己駆動型モデル予測制御による移動ロボットの軌道追従制御」, 計測自動制御学会論文集, Vol. 58, No. 8, pp. 371-381 (2022)
- [54] 大塚 敏之:「非線形モデル予測制御の研究動向」, システム/制御/情報, Vol. 61, No. 2, pp. 42-50 (2017)
- [55] T. Ohtsuka: “ A continuation/GMRES method for fast computation of nonlinear receding horizon control ”, Automatica, Vol. 40, No. 4, pp. 563-574 (2004)
- [56] 岡田 共史, 山本 透, 土井 隆行, 小岩井 一茂, 山下 耕治:「油圧ショベルのアラームマネジメントに基づくデータベース駆動型モデリングの適用」, 2022 年電気学会 電子・情報・システム部門大会予稿集 MC1-5, pp. 767-771 (2022)
- [57] 本田 康平, 奥田 裕之, 鈴木 達也:「非線形モデル予測制御を用いたレーンチェンジにおける行動決定・経路計画・制御の同時実行」, 自動車技術会論文集, Vol. 52, No. 1, pp. 100-105 (2021)
- [58] 住岡 忠使, 西宮 憲治, 飽田 好恭:「非線形モデル予測制御とグラフ理論を用いた他車混合交通状況における自動運転制御」, 自動車技術会論文集, Vol. 48, No. 6, pp. 1353-1358 (2017)
- [59] 市原 裕之, 藤田 雅貴:「Tube-based モデル予測制御による移動ロボットの動的障害物回避」, 計測自動制御学会論文集, Vol. 54, No. 2, pp. 269-280 (2018)
- [60] 成川 理優, 石原 新土, 金澤 亮:「非線形モデル予測制御を用いたリンク機構の障害物回避動作の実現」, 日本機械学会論文集, Vol. 88, No. 907, pp. 21-00279 (2022)
- [61] 小川 鑛一, 加藤 了三:「初めて学ぶ基礎ロボット工学」, 東京電機大学出版局 (1998)
- [62] R. Baheti and H. Gill: “ Cyber-physical systems ”, The Impact of Control Technology, IEEE Control System Society, pp. 161-166 (2011)
- [63] S. K. Sowe, E. Simmon, K. Zettsu, F. de Vault and I. Bojanova: “ Cyber-Physical-Human Systems: Putting People in the Loop ”, IT Prof., Vol. 18, No. 1, pp. 10-13 (2016)

# 付録

## 付録A モデル予測制御の予測出力と評価関数の最小化

制御対象を表す式 (3.2), (3.3) の状態空間モデルの多段予測を行う [32]。まず, 式 (3.2) における  $\mathbf{x}(k)$  の  $N_p$  ステップ先までの予測  $\mathbf{x}(k + N_p)$  を下記に示す。

$$\begin{aligned}\mathbf{x}(k + 1) &= \mathbf{A}_s(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}_s(k)\Delta u(k) \\ \mathbf{x}(k + 2) &= \mathbf{A}_s(k)\mathbf{x}(k + 1) + \mathbf{B}_s(k)\Delta u(k + 1) \\ &= \mathbf{A}_s(k)^2\mathbf{x}(k) + \mathbf{A}_s(k)\mathbf{B}_s(k)\Delta u(k) + \mathbf{B}_s(k)\Delta u(k + 1) \\ &\vdots \\ \mathbf{x}(k + N_p) &= \mathbf{A}_s(k)^{N_p}\mathbf{x}(k) + \mathbf{A}_s(k)^{N_p-1}\mathbf{B}_s(k)\Delta u(k) \\ &\quad + \mathbf{A}_s(k)^{N_p-2}\mathbf{B}_s(k)\Delta u(k + 1) + \cdots + \mathbf{A}_s(k)^{N_p-N_c}\mathbf{B}_s(k)\Delta u(k + N_c - 1)\end{aligned}$$

さらに, 式 (3.3) より, 予測出力  $\mathbf{y}(k + N_p)$  は下記のように算出できる。

$$\begin{aligned}\mathbf{y}(k + 1) &= \mathbf{C}_s\mathbf{A}_s(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{C}_s\mathbf{B}_s(k)\Delta u(k) \\ \mathbf{y}(k + 2) &= \mathbf{C}_s\mathbf{A}_s(k)^2\mathbf{x}(k) + \mathbf{C}_s\mathbf{A}_s(k)\mathbf{B}_s(k)\Delta u(k) + \mathbf{C}_s\mathbf{B}_s(k)\Delta u(k + 1) \\ &\vdots \\ \mathbf{y}(k + N_p) &= \mathbf{C}_s\mathbf{A}_s(k)^{N_p}\mathbf{x}(k) + \mathbf{C}_s\mathbf{A}_s(k)^{N_p-1}\mathbf{C}_s\mathbf{B}_s(k)\Delta u(k) \\ &\quad + \mathbf{C}_s\mathbf{A}_s(k)^{N_p-2}\mathbf{B}_s(k)\Delta u(k + 1) + \cdots + \mathbf{C}_s\mathbf{A}_s(k)^{N_p-N_c}\mathbf{B}_s(k)\Delta u(k + N_c - 1)\end{aligned}$$

ここで、式(3.3), (3.9), (3.11)より、 $\mathbf{y}_p$ は次式で表される。

$$\mathbf{y}_p = \mathbf{E}\mathbf{x}(k) + \mathbf{F}\mathbf{u}_p$$

$$\mathbf{E} = \begin{bmatrix} \mathbf{C}_s\mathbf{A}_s(k) \\ \mathbf{C}_s\mathbf{A}_s(k)^2 \\ \vdots \\ \mathbf{C}_s\mathbf{A}_s(k)^{N_p} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \mathbf{C}_s\mathbf{B}_s(k) & 0 & \cdots & 0 \\ \mathbf{C}_s\mathbf{A}_s(k)\mathbf{B}_s(k) & \mathbf{C}_s\mathbf{B}_s(k) & \cdots & 0 \\ \vdots & & & \\ \mathbf{C}_s\mathbf{A}_s(k)^{N_p-1}\mathbf{B}_s(k) & \mathbf{C}_s\mathbf{A}_s(k)^{N_p-2}\mathbf{B}_s(k) & \cdots & \mathbf{C}_s\mathbf{A}_s(k)^{N_p-N_c}\mathbf{B}_s(k) \end{bmatrix}$$

次に、式(3.14)の評価関数 $J$ を最小とする $\Delta\mathbf{u}_p$ を算出する。ここで、式(3.14)は次式のように書き換えられる。

$$J = (\mathbf{E}\mathbf{x}(k) - \mathbf{r}_p)^T \mathbf{Q}_e (\mathbf{E}\mathbf{x}(k) - \mathbf{r}_p) + 2\Delta\mathbf{u}_p^T \mathbf{F}^T \mathbf{Q}_e (\mathbf{E}\mathbf{x}(k) - \mathbf{r}_p) + \Delta\mathbf{u}_p^T (\mathbf{F}^T \mathbf{F} + \mathbf{Q}_u) \Delta\mathbf{u}_p$$

また、 $J$ を $\Delta\mathbf{u}_p$ で偏微分すると次式のようになる。

$$\frac{\partial J}{\partial \Delta\mathbf{u}_p} = 2\mathbf{F}^T \mathbf{Q}_e (\mathbf{E}\mathbf{x}(k) - \mathbf{r}_p) + 2(\mathbf{F}^T \mathbf{F} + \mathbf{Q}_u) \Delta\mathbf{u}_p$$

ここで、 $\partial J / \partial \Delta\mathbf{u}_p = 0$ のとき $J$ が最小となり、その条件を満たす $\Delta\mathbf{u}_p$ は次式のように求められる。

$$\Delta\mathbf{u}_p = (\mathbf{F}^T \mathbf{F} + \mathbf{Q}_u)^{-1} \mathbf{F}^T \mathbf{Q}_e (\mathbf{r}_p - \mathbf{E}\mathbf{x}(k))$$

# 引用既発表論文

## A. 学術雑誌等掲載論文

- [1] 岡田共史, 関哲, 木下拓矢, 山本透, 小岩井一茂, 山下耕治: 「油圧ショベルのデータベース駆動型モデリングに基づく内部モデル制御系の一設計」, 電気学会論文誌C (電子・情報・システム部門誌), Vol. 141, No. 3, pp. 295-300 (2021)
- [2] 岡田共史, 山本透, 土井隆行, 小岩井一茂, 山下耕治: 「自動運転ショベル掘削動作のデータベース駆動型モデル予測制御系の設計」, システム制御情報学会論文誌, Vol. 35, No. 6, pp. 145-152 (2022)

## B. 国際学会等講演論文

- [1] Tomofumi Okada, Toru Yamamoto: “Database-Driven Model Predictive Control System based on Alarm Management”, *2022 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM)*, pp. 587-592, Sapporo, July 2022
- [2] Tomofumi Okada, Toru Yamamoto, Takayuki Doi, Kazushige Koiwai, Koji Yamashita: “Design of a Database-Driven Model Predictive Control System for Excavator-Environment Interaction”, *IECON 2021-47th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, Toronto, October 2021
- [3] Tomofumi Okada, Toru Yamamoto, Takayuki Doi, Kazushige Koiwai, Koji Yamashita: “Online Excavation Trajectory Update for Autonomous Excavator based on Database-Driven Model Predictive Control”, *Proceedings of the SICE Annual Conference*, pp. 226-229, Kumamoto, September 2022

# 謝辞

本研究の推進，及び本論文の執筆は，多くの方々のご支援・ご助言によって，達成することができました。ここに感謝の意を込め，御礼を申し上げます。

広島大学 大学院 先進理工系科学研究科 山本 透 教授には，研究の推進や論文の作成において，丁寧なご指導とご高配を賜りました。また，コベルコ建機夢源力共創研究所の運営や，デジタルものづくり教育研究センター データ駆動型スマートシステムプロジェクトの活動に関して，多大なるご協力を頂きましたこと，心より感謝申し上げます。

また，本論文をまとめるにあたり，貴重なご助言・ご意見を賜りました，広島大学 大学院 先進理工系科学研究科 栗田 雄一 教授，菊植 亮 教授，脇谷 伸 准教授に深く感謝致します。

さらに，広島大学 大学院 先進理工系科学研究科 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やご協力を賜りました。深く感謝致します。

コベルコ建機株式会社 執行役員 山崎 洋一郎 氏，戦略技術開発部 部長 山下 耕治 氏，同部 データ連携システム開発グループ グループ長 土井 隆行 氏，新事業推進部 新事業企画グループ グループ長 田中 精一 氏には，コベルコ建機夢源力共創研究所の運営にご尽力いただくと共に，研究の方向性についても的確なご助言を賜ったこと，心より感謝申し上げます。特に，戦略技術開発部 新分野戦略推進グループ グループ長 小岩井 一茂 氏には，研究の詳細な内容から論文執筆に至るまで，多岐にわたり多大なるご指導をいただき，心より感謝申し上げます。

また，本研究の検証実験において，広島大学 デジタルものづくり教育研究センター 秋山 将貴 共同研究講座助教には，長きにわたりご尽力いただき，安全な実験の遂行，そして有益な

成果を得ることができました。深く感謝致します。

広島大学 先進理工系科学研究科 システム制御論研究室で時間を共にした学生の方々とは、互いに研究に励み、成長できたこと、そして様々な場面でご支援いただいたことに感謝致します。

最後に、広島大学 コベルコ建機夢源力共創研究所の運営や研究活動に関して、いつもご協力いただいた同研究所の皆様に心から感謝致します。