

NAIST-IS-DD0561015

博士論文

複数の制御器を用いた  
プロセス制御系の設計に関する研究

坂倉 義康

2008年2月7日

奈良先端科学技術大学院大学  
情報科学研究科 情報システム学専攻

本論文は奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科に  
博士(工学)授与の要件として提出した博士論文である。

坂倉 義康

審査委員：

西谷 紘一 教授 (主指導教員)

杉本 謙二 教授 (副指導教員)

野田 賢 准教授 (副指導教員)

# 複数の制御器を用いた プロセス制御系の設計に関する研究\*

坂倉 義康

## 内容梗概

近年, 化学産業では国際競争の激化や環境問題, 資源問題への意識の高まりから, より安定かつ高効率なプラントの運転が求められている. プロセス制御においても, 従来対象としてきた運転条件がほとんど変化しない定常運転ばかりでなく, 頻繁に運転条件の変更があるプロセスの安定化や緊急対応操作など, 非定常運転の自動化が求められるようになってきている. しかし, 化学プロセスはその特徴から従来使われてきた固定パラメータの線形制御系を単独で適用しても, 広い運転領域内で頻繁に変更される運転条件にうまく対応できないことが多い.

非定常運転時のプロセスダイナミクスは大きく変化することが多く, このようなプロセスのモデル化は制御系設計において大きな負担となる. しかし, すでに代表的な運転条件での運転データや物理モデルをもとに局所モデルが作られている場合も多く, これらの局所モデルを積極的に活用して広い運転領域をカバーする制御が実現できれば大きな意味があると考えられる.

そこで広い運転領域を対象とした制御系の構成について検討した結果, 複数の制御器を並列に並べて操作量を結合する制御系が有効であると考えた. また制御アルゴリズムとしては, 色々な表現形式のモデルを利用できる制御アルゴリズムが有効である. これらの知見に基づいて, 本研究では非定常操作が要求される化学プロセスを対象とした, すでに利用可能なモデルを活用する新しい制御手法と, その具体的な設計手法を提案することを目的とした.

---

\*奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科 情報システム学専攻 博士論文, NAIST-IS-DD0561015, 2008年2月7日.

一つ目の制御手法として、単一の局所モデルが利用できる場合に、この一つのモデルに対して設計パラメータが異なる複数の制御器を設計し、これらを並列に並べて結合する制御系を提案した。この制御系を設定温度が大幅に変化する化学反応器の温度制御問題に適用したところ、一つのコントローラのみを使う場合と比較して良好な制御結果が得られることがわかった。また、この制御手法を用いると、一つのモデル予測制御器の設計パラメータを連続的にスケジューリングする方法とほぼ同様の性能が得られることを示した。

二つ目の制御手法として、複数の局所モデルそれぞれに対して適切なモデルベース制御器を設計し、それらを並列に並べて結合する制御系を提案した。液面レベル制御問題、化学反応器の温度制御問題に適用し、単独の制御器を用いる場合、従来提案されている制御器を結合する方法を用いる場合、完全なプロセスモデルを利用した理想的な制御器を用いる場合の三つの場合について制御性能比較を行い本手法の有用性を確認した。

## キーワード

プロセス制御, コントローラ・コーディネーション, モデル予測制御, 制約条件, 化学反応器, 非線形動特性

# Coordination methods of multiple controllers for nonlinear chemical processes\*

Yoshiyasu Sakakura

## Abstract

Many control approaches have been proposed for nonlinear and complex chemical processes with model uncertainties, such as robust control, adaptive control, and model predictive control. Designing a unified controller for a chemical process that works well in a wide operational range is often difficult due to their nonlinearity and/or complexity. When designing a model-based controller, a perfect model is often not available. One practical approach to these problems is the multiple model approach, where some local models are combined and used as a global model. The other approach is the coordination of multiple controllers.

In this study, two control schemes for chemical processes with a wide range of operation are proposed. The first is a new coordination method of multiple model predictive controllers (MPCs) with different parameters to the objective function for the chemical process. The model predictive control algorithms are suitable for the control of chemical processes due to its their flexibility. In this control scheme, multiple MPCs are implemented in the control system and they run in parallel. The input to the controlled process is calculated by an affine combination of these MPC outputs. Another modified soft-max function is used to coordinate these MPCs. We applied this proposed method to temperature control for a continuous stirred- tank reactor (CSTR). The simulation result showed that the proposed method provides better control performance

---

\*Doctoral Dissertation, Department of Information Systems, Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology, NAIST-IS-DD0561015, February 7, 2008.

than individual MPCs. We also compared this method to an MPC with a scheduling rule of the Q-R weights.

The second is a new controller coordination method based on multiple local models for highly nonlinear chemical processes. In the proposed method, a bank of local controllers is designed based on multiple models and run in parallel. Manipulated variables are calculated by the affine combination of the weighted outputs of local controllers. The soft-max function with a tuning parameter is used to determine the weight coefficients of local controller outputs. This method is simulated to control the liquid level of the tank and the temperature of non-isothermal continuous stirred-tank reactors (CSTR). The proposed method exhibits good control capabilities over a wide range of operational conditions.

**Keywords:**

process control, controller coordination, model predictive control, constraint condition, chemical reactor, nonlinear dynamics

# 目次

<b>1. 序論</b>	<b>1</b>
1.1 化学産業とプロセス制御	1
1.2 研究背景と目的	5
1.3 本論文の構成	6
<b>2. モデルと制御系の構成</b>	<b>7</b>
2.1 広い運転領域をカバーする制御系設計法	8
2.2 単一のモデルを用いた制御系の構成	11
2.3 複数のモデルを用いた制御系の構成	15
2.4 まとめ	22
<b>3. 単一のモデルを用いたモデル予測制御器のコーディネーション法</b>	<b>25</b>
3.1 緒言	25
3.2 複数のモデル予測制御器のコーディネーション法	27
3.3 CSTR の温度制御問題への適用	32
3.4 モデル予測制御器の重みパラメータを直接調節する場合との制御性能比較	40
3.5 結言	45
<b>4. 複数の局所モデルを用いた制御器のコーディネーション法</b>	<b>48</b>
4.1 緒言	48
4.2 局所モデルを用いた制御器のコーディネーション法	50
4.3 Dougherty らの手法と提案手法の比較	53
4.4 液面変動を伴う CSTR の温度制御問題への適用	59
4.5 大域モデルを用いた制御器との制御性能比較	69
4.6 結言	76
<b>5. 結論</b>	<b>79</b>
謝辞	81

参考文献	82
付録	93
A. プロセス制御アルゴリズム	93
B. ステップ応答を用いた線形モデル予測制御	103
C. 逐次線形化モデル予測制御	108



## 目 次

1	化学産業における生産活動	1
2	プロセス制御システムの階層 [74]	2
3	ロバスト制御系	8
4	適応制御系	9
5	ゲインスケジューリング制御系	10
6	単一のモデルを用いた制御系の構成 (上段:手法 (1) 下段:手法 (2))	11
7	ニューラルネットワーク (階層型パーセプトロン) の模式図	13
8	複数のモデルを用いた制御系の構成 (上段:手法 (3) 下段:手法 (4))	15
9	多重モデルアプローチによるモデル化のイメージ	16
10	運転領域における局所モデル	18
11	運転条件と局所モデルの結合係数	19
12	運転条件と局所モデルの結合係数 (広範囲)	20
13	二つの局所モデルに対して二つの制御器を構築して結合する制御系の構成	22
14	提案する制御系の概念図	27
15	結合係数 $\alpha_{i,t}$ の決定	31
16	連続撹拌槽型反応器 (CSTR)	32
17	CSTR のステップ応答	34
18	制御器 $C_4$ による制御結果 (被制御量 $T$ と被制御量の目標値 $T_{\text{set}}$ )	36
19	制御器 $C_4$ による制御結果 (操作量 $T_{\text{jin}}$ )	37
20	制御器 $C_4$ を用いた時の 2 乗誤差ノルム $\ x_t^M - x_t\ $ の経時変化	39
21	制御器 $C_4$ の結合係数調節パラメータ $\beta = 2.0 \times 10^{-5}$ としたときの $\alpha_{i,t}$ の経時変化	39
22	評価関数の重み比 $q/r$ のスケジューリング関数	41
23	制御器 $C_S$ による制御応答 (被制御量 $T$ と被制御量の目標値 $T_{\text{set}}$ )	42
24	制御器 $C_S$ による制御応答 (操作量 $T_{\text{jin}}$ )	42
25	制御器 $C_S$ を用いた時の 2 乗誤差ノルム $\ x_t^M - x_t\ $ の経時変化	43
26	制御器 $C_S$ の評価関数の重み比 $q/r$ の経時変化	43

27	提案する制御系の概念図	50
28	Dougherty らの手法による結合係数 $\alpha_{i,t}$ の決定	54
29	提案手法による 結合係数 $\alpha_{i,t}$ の決定	54
30	タンク液レベル系	55
31	提案手法と Dougherty らの手法の制御結果の比較 (上段: 出力, 下段: 入力)	57
32	局所 IMC ( $C_1, C_2, C_3$ ) の制御応答	58
33	Dougherty らの手法と提案手法の結合係数 $\alpha_{i,t}$ の比較 (上段: Dougherty らの手法, 下段: 提案手法)	58
34	連続撪拌槽型反応器 (CSTR)	60
35	CSTR のステップ応答	62
36	$M_1 - M_4$ を構築した運転条件と制御シミュレーション条件 (① - ④)	63
37	$C_1$ による制御応答 ( $T$ : 実線 (左軸) $T_{jin}$ : 点線 (右軸))	65
38	$C_2$ による制御応答 ( $T$ : 実線 (左軸) $T_{jin}$ : 点線 (右軸))	66
39	$C_3$ による制御応答 ( $T$ : 実線 (左軸) $T_{jin}$ : 点線 (右軸))	67
40	$C_4$ による制御応答 ( $T$ : 実線 (左軸) $T_{jin}$ : 点線 (右軸))	67
41	$C_5$ による制御応答 ( $T$ : 実線 (左軸) $T_{jin}$ : 点線 (右軸))	68
42	結合係数 $\alpha_{i,t}$ の経時変化	68
43	連続撪拌槽型反応器 (CSTR)	69
44	制御応答の比較 ( $T$ )	73
45	制御応答の比較 ( $T - T_{set}$ )	73
46	制御応答の比較 (入力 $T_j$ )	74
47	制御応答の比較 (出力 $T$ )	74
48	制御応答の比較 ( $T - T_{set}$ )	75
49	内部モデル制御系	94
50	モデル予測制御アルゴリズムの系譜 [60]	96
51	モデル予測制御の動作	99
52	参照軌道	100
53	モデル予測制御の動作 (参照軌道導入後)	101

54	ステップ応答 . . . . .	103
----	------------------	-----

## 表目次

1	CSTR のモデルパラメータ . . . . .	33
2	IAE による制御性能の比較 ( $C_1 - C_4$ ) . . . . .	37
3	IAE による制御性能の比較 ( $C_1 - C_4, C_S$ ) . . . . .	44
4	タンク液レベル系のモデルパラメータと初期値 . . . . .	55
5	局所 IMC のチューニングに使用した設定値変更 . . . . .	56
6	局所 IMC の設計パラメータ . . . . .	56
7	CSTR のモデルパラメータ . . . . .	61
8	モデル予測制御の制御パラメータ . . . . .	64
9	シミュレーション条件 . . . . .	64
10	各モデルにおける反応速度定数 . . . . .	71

# 1. 序論

本章では、本論文の研究対象である化学プロセスとプロセス制御の概要を説明する。現在の複雑なプロセス制御システムを複数の階層に分類し、それぞれの階層の役割について説明する。また本研究の背景と目的を述べ、本論文の全体構成を示す。

## 1.1 化学産業とプロセス制御

資源の少ない日本は、原料を輸入し工業製品を輸出する加工貿易により経済を支えてきた。中でも化学産業は日常生活に必要不可欠であるプラスチック、化粧品、洗剤、写真用フィルム、ゴム製品などの広い分野にわたる素材や最終製品を供給するとともに、今後の日本の有望な成長分野であるバイオやIT産業に必要な高度部材を供給することが期待されており、まさに日本の基幹産業である [80] と言える。化学製品のほとんどは化学プラントによって生産されており、化学プラントの安全かつ安定した操業は最重要事項である。

化学産業における生産活動を Fig. 1 に示す。化学産業では、低価値である化学物質などの原料に何らかのエネルギーを加えて化学的・物理的变化を起こし、より価値の高い製品を生産している。この変化を起こす装置を化学プロセスと呼ぶ。化学プロセスは、原料や生産量の変更、気候変化、生産設備の劣化など多種多様な外

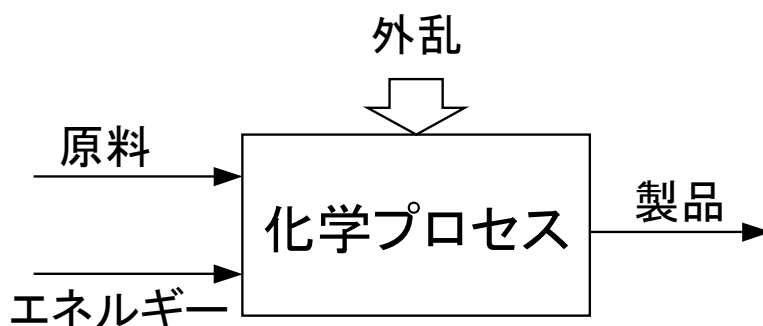


Fig. 1 化学産業における生産活動

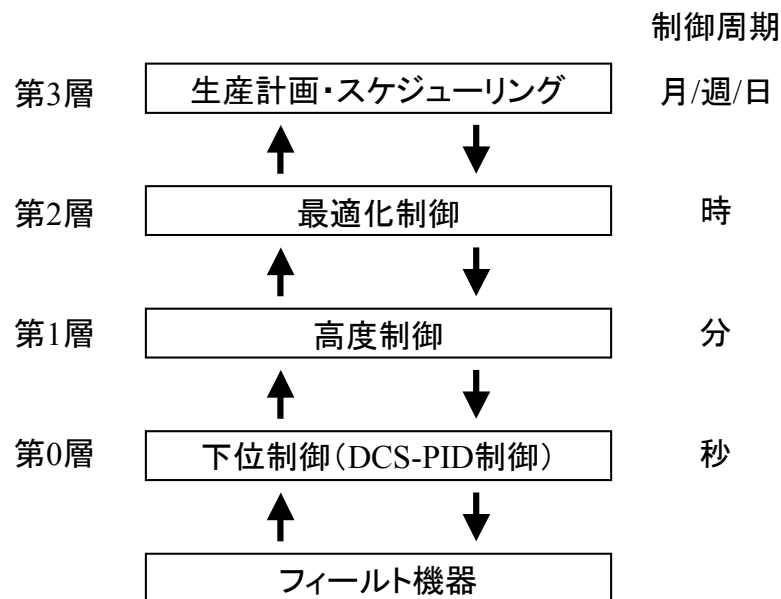


Fig. 2 プロセス制御システムの階層 [74]

乱を受けるため、これらの外乱に対処しながらより経済的かつ安全にプロセスを運転するにはきめ細かい化学プロセスの操作が必要となる [73]. 当初、これらの操作は人の手により直接行われてきたが、1960年代に入るとコンピュータによるプロセス制御システムが導入され、多くの作業の自動化が進み、現在では省人化、省エネルギー化、安全・安定化が高いレベルで実現されるようになった [70].

現在のプロセス制御システムは、化学プラント内にある多種多様な装置を協調して動かすために、構造が階層化されている。各階層の分け方については様々な考え方があがる [94, 96, 85], ここでは Fig. 2 に示すように分類してそれぞれの階層について説明する [74].

### 第0層の制御

第1層の高度制御により指示された制御目標値を実現する末端の制御ループである。主にPIDなどの比較的単純な制御アルゴリズムを用いて、バルブなどの操作端を短い(秒単位)周期で操作する定値制御を行う。第0層はプロセス制御システムの土台となっており、これらのローカルループの性能がその上に構築された高

度制御, 最適化制御, および生産計画の実現に大きな影響を与える。この階層における主な課題は, 幾千にもおよぶ制御ループを良好に動作させるための制御性能評価・監視・改善であり, 学界 [4, 64, 78], 産業界 [69, 76, 49] からさまざまな手法が提案され, 実際に応用されている。

### 第1層の制御

第2層の最適化制御で計算されたプラント単位での運転条件を実現するために, 数分周期で繰り返し演算を行い, 各フィールド機器 (操作端) の操作量の目標値を与える。従来, 第1層の制御系は, PID 制御器やむだ時間補償, オーバーライド選択制御などのロジックを組み合わせるなどして構成されていた [60]。1980年代になると, モデリング, 同定, 制御系アルゴリズム, 状態推定の技術の進歩により, モデル予測制御 (Model Predictive Control: MPC)[39, 12] などの高度制御技術が導入され実績をあげている。モデル予測制御は大規模なプラントを中心に導入されてきたが, 現在ではコンピュータの性能向上と導入コストの低廉化により, 小規模な化学プラントにも導入されてきている [107]。

### 第2層の制御

第3層で作成された生産計画を実現するために, 第1層における制御結果や各計器から収集したデータを分析して, 製品規格や装置の制約条件内で最適な運転条件を決定する。また, 生産情報を生産計画 (第3層) にフィードバックする役割も担っている。現在では, 最適化の要素を持つモデル予測制御を利用して第1層の高度制御と一体化させた制御システムが構築されたり [60], 生産管理システムやデータベースと統合して, 製造実行システム (Manufacturing Execution System: MES) の一部として組み込まれるなど [95], 第1層および第3層との連携を強化するための様々な取り組みが行われている。

### 第3層の制御

生産プロセスに展開されてきた制御技術を, 原料調達や製品流通に関する計画と運用にまで展開して, 全社レベルで月次・週次に策定される生産計画を決定す

る。従来、生産計画は経営という枠組みで捉えられていたが、現在では企業の枠を越えた供給連鎖管理 (Supply Chain Management: SCM) に最適化技術やモデル予測制御が導入されるようになっている [67, 22].

#### まとめ

プロセス制御システムのここ数十年の変遷を見ると、初期の頃は液面・流量等の単一の制御目的を対象としていたが、計装技術やコンピュータの発展とともに各操作端の調節の自動化や計装システムの統合化が進められ、現在のように一人のオペレータが複数のプラントの運転を担当するようになったことが分かる。今では企業全体のオンデマンド最適制御、さらに一層の競争力強化や環境負荷低減を目指した地域ごとの高度統合化などが推し進められており [92], 今後も統合化の流れは変わらないものと考えられる。このような背景の中、統合化において基礎的かつ重要な役割を担うプロセス制御技術に対する要求もより高度になってくるものと考えられる。

## 1.2 研究背景と目的

プロセス制御は化学産業の生産活動において、

- (1) プロセスの安定化
- (2) 運転の効率化
- (3) 品質管理
- (4) 生産量管理

などの役割を担ってきた [73]. 特に近年では、国際競争の激化、原油価格の高騰、地球環境問題への意識の高まりなどから、より高効率なプラント運転が求められるようになってきており [93], プロセス制御技術にかかる期待もかつて無いほど大きくなっている.

より効率的な運転を実現するために、従来プロセス制御が対象としてきた運転条件がほとんど変化しない定常運転の安定化ばかりでなく、頻繁な運転条件の変更や緊急対応操作、スタートアップ/シャットダウンなど、今まで人の手により行われてきた非定常操作も自動化することが考えられている. また、日本化学産業の利益の中心はファインケミカル (高機能化学製品) にシフトしており、非定常操作の多いバッチプラントのよりよい運転のための新しい制御技術も求められている [68].

一般に、非定常操作は広い運転領域をまたがって行われるため、定常状態を対象とした従来の制御系をそのまま適用してもうまく制御できない場合が多く、新しい制御手法が必要である. 制御工学や制御理論の分野では早くから広い運転領域での操作を対象とした制御が考えられてきており、これらの制御手法を化学プロセスの制御に適用することも考えられているが、制御工学で一般に想定されている制御系の使用環境や求められる制御特性と実プロセスにおける制御系のそれらとの間にはギャップがある場合が多く、このような制御系をそのまま実装しても求められる制御性能を実現できないことがある. このことから、制御工学の技術をそのまま導入するのではなく、化学プロセスの制御に適した新しい手法が必要であると考えられる.

以上の考えから、本研究は非定常操作の自動化に必要な広い運転領域をカバーする新しい制御系の考案を目的としている. 第2章では、広い運転領域をカ



バーする化学プロセスの制御手法について、使用するモデルの数および使用する制御器の数によって分類し、どのようなモデルと制御系の構成がプロセス制御に有効であるかを検討した結果をまとめた。現在のプロセス制御では局所モデルをもとに制御系が構築されていることを考慮すると、これらの局所モデルを積極的に活用することで広い運転領域をカバーできる制御手法が提案できれば意義は大きいと考えた。

そこで、第3章および第4章で二つの新しい制御手法を提案する。第3章では単一の局所モデルが利用できる場合について検討し、複数のモデル予測制御器を運転条件に応じて組み合わせる手法を提案する。第4章では複数の局所モデルが利用できる場合について検討し、複数のモデルベース制御器を組み合わせる手法を提案する。

### 1.3 本論文の構成

第1章では、本論文の研究対象である化学産業とプロセス制御システムについて説明し、研究背景と目的を述べた。第2章では、プロセス制御に有効なモデルと制御系の構成について検討する。第3章では、一つのモデルしか活用できない場合を想定した制御器のコーディネーション法を提案し、シミュレーションによりその有用性を確認する。第4章では、複数のモデルを用いた制御器のコーディネーション法を提案し、シミュレーションによりその手法の有用性を確認する。第5章は本論文のまとめである。

## 2. モデルと制御系の構成

現在、運転条件の変更やスタートアップ/シャットダウンなどの非定常操作の多くはオペレータの手動運転により行われている。これは、非線形動特性、多変数、プロセス特性の変化、多様な外乱などの化学プロセスの特徴から、広い運転領域におけるプロセスダイナミクスを表現するモデルの構築及び適切な制御系の設計が難しいからである。

本研究は難しいとされている非定常操作の自動化を実現するための制御手法の考案を目的としており、本章はこれらの制御手法についての検討の結果をまとめたものである。まず、制御工学で考えられてきた制御系設計手法について検討し、非定常操作の自動化に有効と考えられる手法について整理した。その結果、これらの手法が化学プロセスの制御手法としては決定的なものとなっていないと考えたため、プロセス制御の適用例から制御手法について調査し、次のように分類してプロセス制御に有効と考えられるモデル及び制御系の構成を検討した。

- 単一のモデルを用いた制御系の構成
  - (1) 単一の全域モデルを用いて一つの制御器を構築する方法
  - (2) 単一の局所モデルを用いて複数の制御器を構築して結合する方法
- 複数の局所モデルを用いた制御系の構成
  - (3) 複数の局所モデルから全域モデルを構築して制御器を構築する方法
  - (4) 複数の局所モデルごとに一つずつ制御器を構築して結合する方法
  - (5) 複数の局所モデルごとに複数の制御器を構築して結合する方法

本章の構成は以下のとおりである。2.1 節では、制御工学で提案されている広い運転領域をカバーする制御系設計法について述べる。2.2 節では、単一のモデルを用いた制御系の構成について述べる。2.3 節では、複数のモデルを用いた制御系の構成について述べる。2.4 節はまとめである。

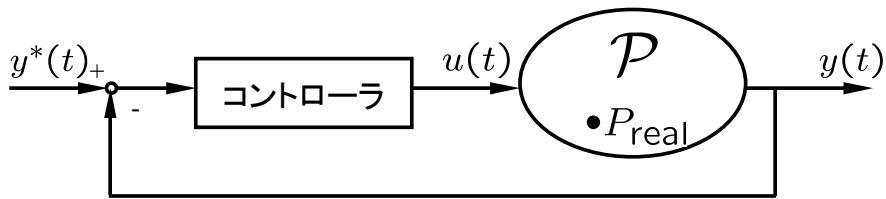


Fig. 3 ロバスト制御系

## 2.1 広い運転領域をカバーする制御系設計法

本節では、広い運転領域を対象とする制御系の設計手法である、ロバスト設計、適応機能設計、ゲインスケジューリングについて説明する。

### ロバスト設計

化学プロセスに限らず、どの制御対象をモデル化した場合でもモデル化誤差を避けることは難しい。ロバスト設計はこのモデル化誤差を考慮した制御系設計手法である。制御対象として実際の制御対象である  $P_{\text{real}}$  を含むような制御対象の集合  $\mathcal{P}$  を考え、その集合  $\mathcal{P}$  に属する全ての制御対象に対して有効なコントローラを設計する。つまり、「制御対象の集合  $\mathcal{P} = \text{基準制御対象モデル } P_0 + \text{変動 } \Delta P$ 」と考え、この変動  $\Delta P$  によりプロセスの非線形性、モデルパラメータの同定誤差、モデル化されない動特性などを表すことでモデル化誤差に対処する [102]。ロバスト設計による制御系のイメージを Fig. 3 に示す。

特に、 $H^\infty$  ノルムを利用した  $H^\infty$  制御は、実用的な制御系設計の一手法として確立しており [79]、化学プロセスでも  $H^\infty$  制御を用いて外乱に積極的に対応しようとする試みが行われている [94]。連続攪拌槽型反応器 [27, 24] や pH 中和プロセス [56]、流動接触分解装置 [41] など様々な対象への適用が報告されているが、一方でコントローラのオンライン調整やオペレータが制御に介入した場合、部分故障が発生した場合の信頼性などといった化学産業での実用に際しての問題点が指摘されているほか [103]、化学プロセスでは構築したモデルとプロセス間の誤差が大きい傾向があるために、設計した制御系が保守的となりすぎ、かえって利益につながらないことも大きな問題の一つであると考えられる。

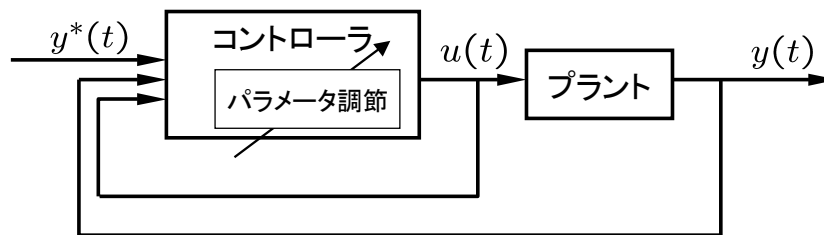


Fig. 4 適応制御系

### 適応機能設計

モデル化誤差を補償する制御手法, もしくはモデルを陽に使用しない制御手法として, 適応機能を有する制御系を設計する手法がある. 適応機能の設計手法には,

1. コントローラのパラメータを直接調節するもの
2. コントローラの内部モデルのパラメータを調節するもの

の2種類があるが, いずれの手法もプロセスへの入力と出力から何らかのパラメータ調節アルゴリズムによって, 望ましい制御性能が実現できるようにオンラインでパラメータを調節する [89]. 適応機能を導入した制御系のイメージを Fig. 4 に示す. 適応制御は運転領域ごとに適切なゲインを選択できるような調整則が構築できれば, 広い運転領域をカバーできる手法として有用である.

PID 制御をベースとしたセルフチューニングコントローラはプラントオペレータに受け入れられやすいことから様々な手法が提案されており, 1980 年代にはプロセス制御製品として販売されている [11, 84, 16]. また, モデルパラメータを調節して制御を行う手法は, 連続攪拌槽型反応器 [37] や蒸留塔 [29] など多くの化学プロセスの制御に適用されている.

一方で, 動特性が複雑なプロセスを対象とした場合, 適切なゲインが選択できるような調整則を構築することは難しくなる. 近年では, 複雑な動特性にも対応できるように, プロセスの同定やモデルの構築にニューラルネットワークなどの学習器を用いたり, 設計計算に遺伝的アルゴリズムなどのソフトコンピューティング手法を応用した適応機能設計法が数多く提案されているものの [57, 43, 65, 105, 32, 63, 66], 実用に供されているとは言い難い.

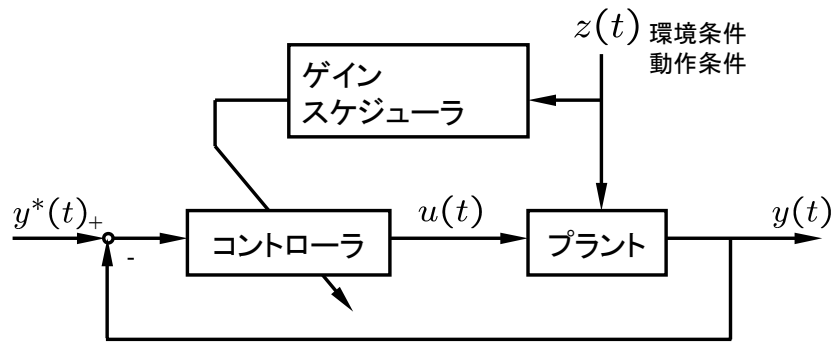


Fig. 5 ゲインスケジューリング制御系

### ゲインスケジューリング

ゲインスケジューリングでは、運転条件（あるいは動作条件）を測定し、その結果に応じて制御系のパラメータを調節する [89]。運転条件ごとのプロセスの動特性が既知である必要がありパラメータの調節も制御対象ごとに決定しなければならないという問題があるものの、調整さえ決定できれば実装が容易であるため、広い領域での運転を考えた場合に大きな問題となる化学プロセスの非線形性を考慮した制御手法として古くから適用されてきた [70, 40]。特に近年では、ファジィ (fuzzy) 理論を用いたゲインスケジューリング手法が提案されており [59]、実プロセスに適用され成功を収めた例が報告されている [54]。ゲインスケジューリングによる制御系のイメージは Fig. 5 のようになる。

また制御理論の分野では、ゲインスケジューリングを

1. 非線形系をいくつかの動作点で線形化する。
2. 得られた線形系おののに対して線形制御器を設計する。
3. 得られた線形制御器を補間 (スケジューリング) する。

の三つのステップからなる制御法であるととらえられており、ロバスト制御設計の考え方と結びついてゲインスケジューリング関数をあらかじめ決定してからロバストな制御器を設計するという従来とは逆のステップを経る新しい設計手法も提案されてきている [71, 19]。この考え方は本論文で提案する制御手法との類似性から注目すべきである。

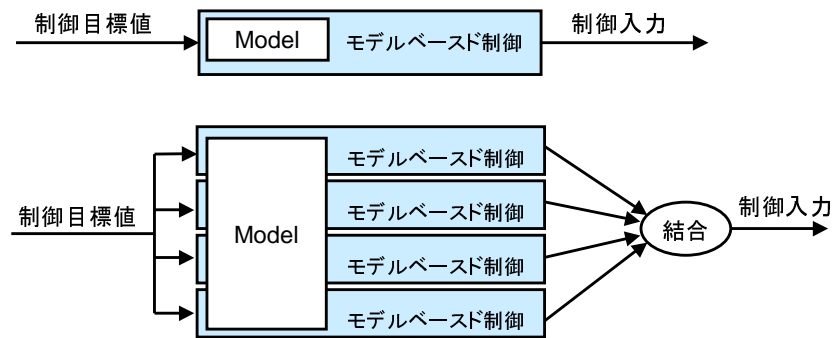


Fig. 6 単一のモデルを用いた制御系の構成 (上段:手法 (1) 下段:手法 (2))

## 2.2 単一のモデルを用いた制御系の構成

本節では単一のモデルを用いた制御系の構成について説明する。プロセス制御でも単一のモデルを基にした制御系が設計されることが普通であるが、一般には広い運転領域のプロセスダイナミクスを表現するモデルを構築することが難しいため制御系の構成に工夫が必要である。本節では、単一のモデルを用いる場合の次の二つの制御系の構成について論ずる。

- (1) 単一の全域モデルを用いて一つの制御器を構築する方法
- (2) 単一の局所モデルを用いて複数の制御器を構築して結合する方法

それぞれの制御系の構成を Fig. 6 に示す。

### (1) 単一の全域モデルを用いて一つの制御器を構築する方法

単一の全域モデルを利用して一つの制御器を構築する方法は、広い運転領域をカバーできる制御系を構築する手法のうちで最も一般的であると言える。全域モデルを用いる場合の最大の課題は、広い運転領域のプロセスダイナミクスを表現できるモデルを如何に構築するかである。モデル構築手法については様々な方法が提案されているがここでは制御に使用するモデルの形式を以下のように2つに分類して説明する。

- (a) 物理モデルを利用する方法
- (b) 経験モデルを利用する方法

(a) 物理モデルを利用する方法 物理モデルは、基本的に質量、エネルギー、運動量の三つの物理量に対する保存則に基づいた収支式や速度式、状態則に基づいた微分方程式や差分方程式の連立式の形式で記述される [72]。したがって、対象が複雑であったり工業レベルの大きなサイズである場合には、必要な数式が多くなり時間的にも價格的にも多大なコストがかかる [1]。また、化学プロセスの多くは現象自体が把握できないことが多い [7] ことから、現在このような物理モデルを利用できる場合は多くない。しかし、化学工学の分野では従来より数々の化学プロセスにおける現象に対して物理モデルを構築してきており、制御対象や今後の技術の進歩によっては精密な物理モデルを制御に利用できる可能性は十分に考えられる。

このような精密な物理モデルが利用できれば、一般に構築した制御系は良好な制御性能を実現できる。特にモデル予測制御のモデルに物理モデルを利用する方法は、化学プロセスに対する相性の良さから次世代を担う制御手法であると位置付けられている [46, 47]。この手法の問題点は、化学プロセスの動特性を表現した物理モデルは一般に非線形となり、制御演算の計算量が大幅に増えることである [75]。

近年の計算機の進歩によって、サイズによっては非線形最適化問題をそのままオンラインで解くことが可能となってきている。例えば、NLP の各ステップで入力を適当に定め、モデルを Gear 法などで数値積分して評価関数を評価し、評価コストを下げるように入力を修正して評価を繰り返す手法が提案されており、バッチ反応プロセスの温度制御に適用されている [28]。

また、各制御周期で状態変数が観測されるたびに非線形モデルを逐次線形化して線形モデルを構築し、この線形モデルをもとに線形モデル予測制御問題を解くことで、オンラインでの制御演算を可能にする手法も提案されている [83, 34]。同様の手法は、産業レベルの高密度ポリエチレン重合反応器の銘柄切り替え運転に適用されている [91, 30]。

(b) 経験モデルを利用する方法 現時点において、非線形物理モデルを用いる手法が適用できる制御対象はかなり限定されてしまうことはすでに述べた。一方で、化学プロセスでは運転データを大量に保持しており、この運転データを活用して物理モデルを構築する代わりに経験モデルを構築して制御に利用する方が物理モデ

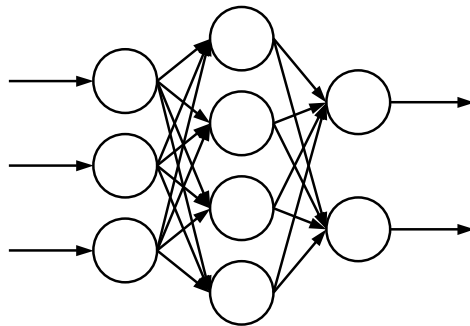


Fig. 7 ニューラルネットワーク (階層型パーセプトロン) の模式図

ルを構築するよりも現実的である。現在モデル予測制御で用いられているモデルの多くは定常運転時の運転データを利用して構築した線形モデルであり、実際に局所的な運転領域のプロセスダイナミクスを表現するのであれば経験モデルは有効なモデル形式であると言える。

一方で広い運転領域のプロセスダイナミクスを経験モデルで表現する場合、プロセスの非線形性から従来のモデル構築方法の多くはそのまま適用することができない。これに対して、遺伝的プログラミングによるモデル [7]、ボルテラ級数モデル [8]、NARMAX モデル [35, 36] などの様々な種類の経験モデルを用いた手法が提案されているが、中でも Fig. 7 に示すようなニューラルネットワーク (NN: Neural Network) などの学習器を利用して構築した経験モデルに基づいて制御系を設計する方法が数多く提案されている [20, 26, 58, 10]。これらの学習器によるモデルは、時間的にも価格的にも多大なコストがかかる物理モデル [1] を構築するよりも容易かつ安価であり、実用的であるとされている [48]。

しかし、ニューラルネットモデルを産業プロセスに適用する場合には、学習にかかる時間 [31]、ニューラルネットの構造の決定、モデル内での現象の解析、学習データの量と質、オーバーフィッティング [7] などの問題があり、モデル構築のための基盤整備が十分でないことが実装上の課題として指摘されている。これらの問題に対して、ニューラルネットのモデル構造を自動的に決定する手法や [55]、学習効率の向上 [31]、学習データの前処理 [61] 等といった改善手法が提案されているものの決定的なものとはなっていない。また、外挿の弱さやモデル内での現象が理解しにくいなどといった学習モデルであるが故の信頼性の問題から実際の現場では



受け入れられにくいとの指摘がある。

## (2) 単一の局所モデルを用いて複数の制御器を構築する方法

(1) では、単一のモデルを使用する方法のうちで、物理モデルおよび経験モデルを大域モデルとして利用する制御手法について説明した。広い運転領域におけるプロセスのダイナミクスを表現できる物理モデルは構築が難しく、現時点で実用的な手法になっているとは言い難い。また、経験モデルを構築する数多くの手法が提案されているが、複雑な動特性をモデル化する場合の信頼性など、実用上の課題が多く指摘されており、実プロセスの制御には受け入れにくいものと考えられる。

一方で、現在運用されている制御系のほとんどは、限られた運転領域でのプロセスダイナミクスを良好に表現できるような局所モデルに基づいて設計されており、このような局所モデルを用いて広い運転領域をカバーできるような制御系が構築できれば、その意義は大きいと考える。

局所モデルを用いて広い運転領域をカバーする一つの制御系設計手法として、モデル誤差に対してロバストな制御器を構築する方法が考えられる。この方法については 2.1 節で言及したが、特に運転条件によってダイナミクスが大きく変化するようなプロセスに対してロバスト設計を行うと、モデル化誤差がそれほど大きくない運転条件においても保守的な制御器が使用されるため、運転条件によっては十分な速応性が得られないことになる。化学プロセスにおいては、速応性の低下が規格外製品の生産量増加の一因となる場合も多く、運転条件によって適切なロバスト性および速応性を実現できるような制御が必要となると考えられる。

このような制御の一つの実現方法として、単一の局所モデルに対して異なるロバスト性をもつ制御器を複数個設計して並列に並べ、局所モデルと実際のプロセスの誤差をオンラインで判断しながら、適切な制御器を選択できるような構成が有効であると考えた。また、現在プロセス制御で様々な形式のモデルが利用されていることを考慮すると、制御器の制御アルゴリズムとしてはモデルの形式を選ばず装置制約を考慮できるモデル予測制御を使用する方法が現実的である。そこで第 3 章では、単一のモデルを用いてロバスト性の異なるモデル予測制御器を構築して組み合わせて使用する制御手法について検討する。

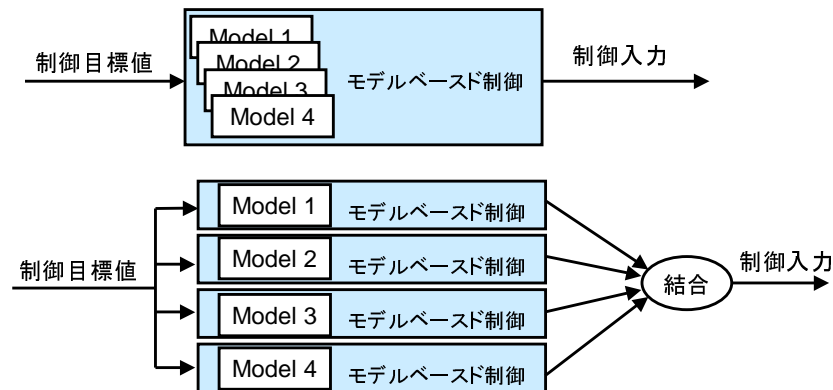


Fig. 8 複数のモデルを用いた制御系の構成 (上段:手法 (3) 下段:手法 (4))

### 2.3 複数のモデルを用いた制御系の構成

広い運転領域における化学プロセスのダイナミクスを表現する単一の大域モデルを構築することが難しいことはすでに述べた。一方で、代表的な運転条件での運転データや物理モデルをもとにした局所モデルが構築されている場合が多く、局所モデルであれば構築する手法がある程度確立されているといってもよい。これらの手法を用いて異なる運転条件での局所モデルを複数個構築し、これらを組み合わせることで広い運転領域をカバーできる制御手法が考案できれば、広い運転領域をカバーする化学プロセスの一つの有効な制御手法となると考えられる。

このようなアプローチの従来研究について調べてみたところ、主に次の二つの手法が考えられていることが分かった。

- (3) 複数の局所モデルから大域モデルを構築して制御器を構築する方法
- (4) 複数の局所モデルごとに一つずつ制御器を構築して結合する方法

それぞれの制御系の構成を Fig. 8 に示す。本節では、これらの複数の局所モデルを用いて制御系を設計する手法について説明する。

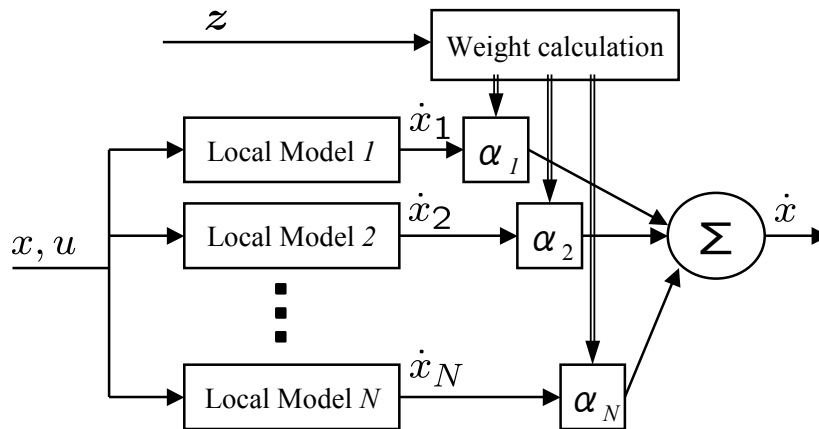


Fig. 9 多重モデルアプローチによるモデル化のイメージ

(3) 複数の局所モデルから大域モデルを構築して制御器を構築する方法 複数の局所モデルが利用できる場合に, これら複数の局所モデルを結合することで広い運転領域のプロセスダイナミクスを表現する大域モデルを構築する方法が考えられる. Johansen [62] らは, 複雑な動特性を有するシステムをモデル化する手法の一つとして, 限られた運転領域をカバーできる局所モデルを結合して一つの大域的なモデルを構築する手法を提案している. 一般に, このような複数のモデルを使う手法は「多重モデルアプローチ」と呼ばれる.

この多重モデルアプローチを用いると, 限られた運転領域や仮定のもとでの局所モデル, 少ない運転データやプロセスへの知識から, 広い運転領域をカバーできるモデルを構築することができる. 複数のモデルを用いることで, 単一のニューラルネットによるモデルよりも対象プロセスの広い運転領域をうまく表現できるとの報告もある [23]. 以下では, Johansen らが提案する多重モデルアプローチについて説明する.

**Johansen** らの提案する多重モデルアプローチ Johansen らが提案した多重モデルアプローチは, 運転領域全体を幾つかに分割してそれぞれの領域ごとに有効な局所モデルを構築し, それらを組み合わせることで運転領域全体を表現する手法である. 多重モデルアプローチによるモデル化のイメージを Fig. 9 に示す.

ある運転条件における局所モデル  $M_i$  が Eq. (1) のように表現できるとする。

$$\dot{x}_i = M_i(x, u, \theta) \quad i = \{1, 2, \dots, N\} \quad (1)$$

ここで,  $x$  はプロセスの状態量,  $u$  はプロセスの操作量,  $\theta$  はモデルパラメータ,  $N$  は局所モデルの総数を表す。

多重モデルアプローチでは, 運転条件がベクトル  $z = \{z_1, z_2, \dots, z_d\}$  で規定される場合, 局所モデル  $M_i$  を用いて全体のプロセスを Eq. (2) のように表現する。

$$\dot{x} = \sum_{i=1}^N \alpha_i(z) M_i(x, u, \theta) \quad (2)$$

Eq. (2) における  $\alpha_i(z)$  は各運転条件  $z$  における局所モデル  $M_i$  の結合係数であり, Eq. (3) によって計算される。

$$\alpha_i(z) = \frac{\rho_i(z)}{\sum_{j=1}^N \rho_j(z)} \quad (3)$$

ここで,  $\rho_i(z)$  は非負の連続な関数であるとするると全ての  $z$  について常に Eq. (4) が成立する

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i(z) = 1 \quad (4)$$

モデルの結合例として, Fig. 10 に示すように, 各モデルを設計した運転条件を表す変数ベクトル  $z_{(M_i)}$  が

$$\begin{bmatrix} z_{(M_1)} \\ z_{(M_2)} \\ z_{(M_3)} \\ z_{(M_4)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} z_{1(M_1)} & z_{2(M_1)} \\ z_{1(M_2)} & z_{2(M_2)} \\ z_{1(M_3)} & z_{2(M_3)} \\ z_{1(M_4)} & z_{2(M_4)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 0.5 & 0.5 \\ -0.5 & -1 \\ 1 & -0.5 \end{bmatrix} \quad (5)$$

である時, 運転状態を表す変数ベクトル  $z$  と局所モデルの結合係数との関係は Figs. 11, 12 のようになる。ただし, Eq. (3) の  $\rho_i(z_1, z_2)$  には Eq. (6) を用いた。

$$\rho_i(z_1, z_2) = \exp[-2((z_1 - z_{1(M_i)})^2 + (z_2 - z_{2(M_i)})^2)] \quad i = \{1, 2, 3, 4\} \quad (6)$$

Fig. 11 を見ると, 各局所モデル  $M_1 - M_4$  が構築された条件  $z_{(M_1)} - z_{(M_4)}$  の近傍においては, それぞれの結合係数  $\alpha_1 - \alpha_4$  がゆるやかに変化していることが分かる。一方で Fig. 12 から, 現在の条件  $z$  が局所モデルが構築された条件  $z_{(M_1)} - z_{(M_4)}$  から遠くなると, 現在の条件  $z$  に最も近い一つのモデルを一つ選ぶことが分かる。

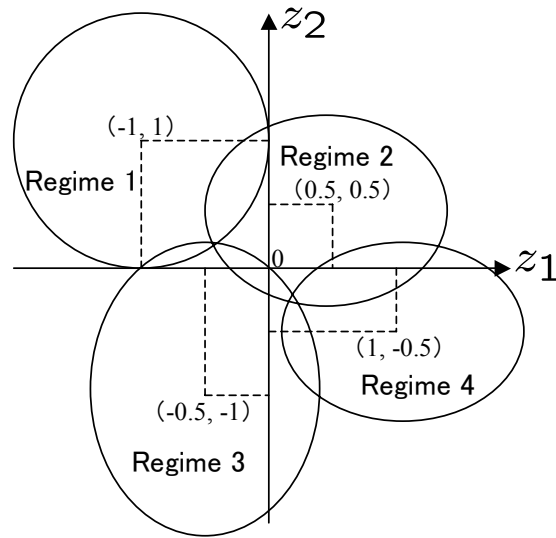


Fig. 10 運転領域における局所モデル

多重モデルアプローチを用いた制御系設計を制御工学の観点から見た場合, 設計法や安定性の保証など従来と同様の議論が可能であることが大きな特長である. 複数の局所ステップ応答モデルを結合して大域モデルを構築し, Dynamic Matrix Control (DMC) に適用した例 [6] や, 回帰モデルの一種である Controlled Auto-Regressive and Integral Moving-Average (CARIMA) モデルを複数個用いて大域モデルを構築し, 一般化予測制御 (generalized predictive control :GPC) に適用した例 [50] など, 多重モデルアプローチを制御系設計に適用した報告は数多く存在する [44, 13, 45, 3].

これらを含めた他の多くの報告では同一形式の線形モデルを組み合わせることが前提となっているが, 近年では物理モデルだけではうまく表現できないプロセスの動特性を, ニューラルネットモデルで補うことで大域モデルを構築する手法 [51, 52] など, 異なる形式や非線形モデル同士を結合して大域モデルを構築した例も報告されている. しかし, 結合方法についての検討は十分とはいえず, 得られた大域モデルをどのように同定するか, どのように制御系設計に利用するかなど, 現段階では乗り越えるべき課題が多く存在する.

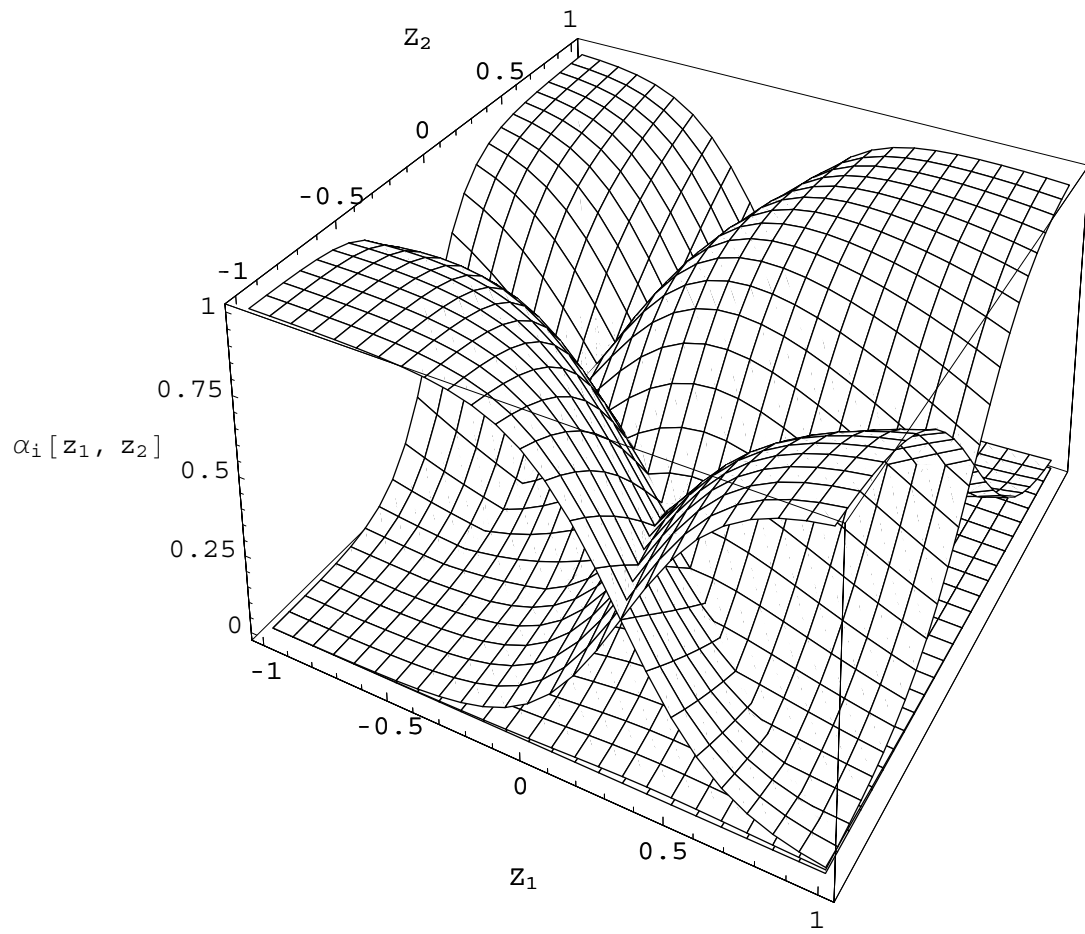


Fig. 11 運転条件と局所モデルの結合係数

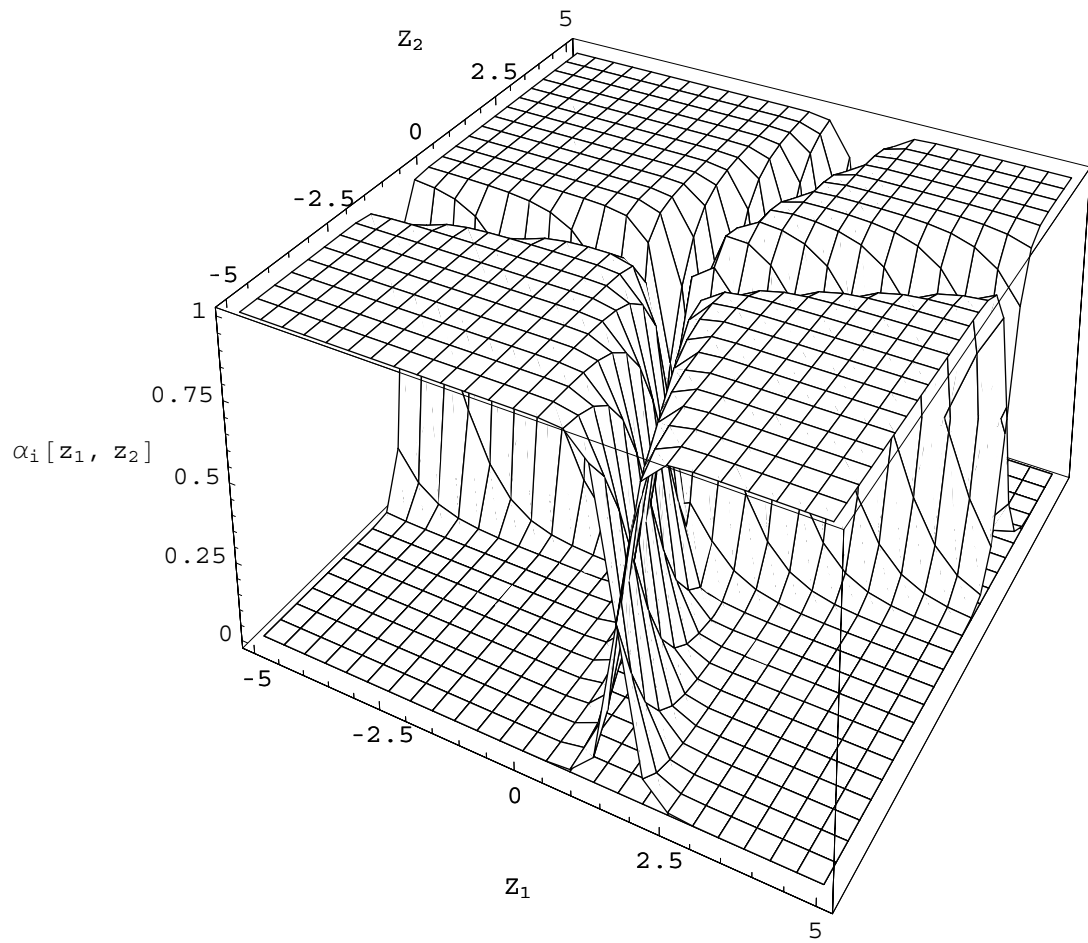


Fig. 12 運転条件と局所モデルの結合係数 (広範囲)

(4) 複数の局所モデルごとに一つずつ制御器を構築して結合する方法 複数の局所モデルから大域モデルを構築して制御系を設計する手法とは異なるアプローチとして、局所モデルごとにコントローラを設計して並列に配置し、それぞれのコントローラが算出する局所制御入力を結合して最終入力とする手法が提案されている。本論文では、これらのように複数の制御器を組み合わせて制御系を設計する手法を「コントローラ・コーディネーション法」と呼ぶ。

Tsai ら [53] は、ニューラルモデル予測制御器で使用するモデルの信頼度を定義し、このモデルの信頼度に基づいて、モデルに依存するニューラルモデル予測制御器とモデルを陽に使用しないニューラル適応制御器を結合する手法を提案し、pH 制御に適用してその有用性を確認している。また Dougherty ら [15] は、運転領域を3つに分割して各領域ごとに無駄時間+一次遅れの線形モデルを構築して線形モデル予測制御器を設計し、これらの線形モデル予測制御器を直線のメンバーシップ関数で結合する手法を提案している。Dougherty らの手法については、制御性能の比較手法として第3章で詳しく説明する。

コントローラ・コーディネーション法は、異なる形式のモデルと制御アルゴリズムを使用できる高い柔軟性と、現在使用されている制御系を組み合わせるだけで実装できる容易さが特長の実用的な制御手法であり、広い運転領域をカバーできるような化学プロセスの一つの制御手法として有用であると考えられる。第4章では、複数の局所モデルごとに制御器を構築し、それらを拡張ソフトマックス関数を用いてコーディネーションする方法を提案し、制御シミュレーションを通じてその有用性を検討する。

(5) 複数の局所モデルごとに複数の制御器を構築して結合する方法 手法(2)および(4)はそれぞれ単独でも、単一の局所モデルが利用できる場合、複数の局所モデルが利用できる場合の広い運転領域をカバーする制御手法として有用であると考えられるが、これらの二つの制御系の構成を組み合わせることによって、複数の局所モデルごとに複数の制御器を構築して結合する方法を考えることができる。この制御系の構成の例として二つの局所モデルに対してそれぞれ二つの制御器を構築して結合する場合のイメージを Fig. 13 に示す。モデルの構築、制御器の設計、制御器の結合方法についてはそれぞれ今後検討すべき課題であるが、より汎用性の高い





Fig. 13 二つの局所モデルに対して二つの制御器を構築して結合する制御系の構成

制御系が実現できるものと期待できる。

## 2.4 まとめ

本章では、頻繁な運転条件の変更などの非定常操作を自動化するための、広い運転領域をカバーするプロセス制御手法について説明した。2.1節では、広い運転領域をカバーする制御手法のうち、一般に制御工学分野で考えられてきた制御系設計法について論じた。それぞれの手法については実プラントへの応用も報告されているが、制御の統合化が進む中でより高度な制御性能が要求されるものと考えられ、化学プロセスの特徴を意識したより現実的な制御手法が必要になるものと考えられる。

2.2節では、単一のモデルを用いた制御系の構成についてまとめた。現時点では非線形物理モデルを構築できる対象が限定されてしまうため、精密な物理モデルを利用して制御系を設計する手法の適用範囲も限定されてしまう。また経験モデル、特に学習器モデルによる大域モデルを構築して制御系を設計する方法についても、モデルの構造が複雑になった場合の信頼性などといった実用上の課題が多く指摘されており、広い運転領域をカバーする制御手法として現実的であるとは考えにくい。また、単一の局所モデルに対して複数の制御器を構築して組み合わせる手法についても検討した。大域モデルを用いずに局所モデルを利用することから、こちらの手法のほうがより現実的であると考えられる。特に、単一の局所モデルに基づいてロバスト性の異なるモデル予測制御器を構築して組み合わせる制御手法は、局所モデルを用いることとモデル形式を選ばないことから、広い運転領域

を対象とした化学プロセスの一つの実用的な制御手法として有用であると考えられる。

2.3 節では、複数の局所モデルを用いた広い運転領域をカバーする制御手法について検討した。限定された運転領域をカバーする局所モデルを組み合わせた大域モデルを構築してモデルベース制御系を設計する手法と比べ、局所モデルごとに構築した制御器を組み合わせる制御系を構築するコントローラ・コーディネーション法は、特に使用するモデル形式および制御アルゴリズムの自由度の高さから広い運転領域をカバーする化学プロセスの実用的な制御手法として有用であると考えられる。

以上の考察から、それぞれ単一のモデルが利用できる場合、複数のモデルが利用できる場合の広い運転領域をカバーするプロセス制御手法として

- (2) 単一の局所モデルに対して複数の制御器を構築して結合する方法
- (4) 複数の局所モデルごとに一つずつ制御器を構築して結合する方法

の二つが特に有効であると考えられる。以下、本論文ではこれらの二つの手法について議論する。

## 記号

$M_i$  =  $i$  番目の局所モデル

$N$  = モデルの総数

$x(t)$  = プロセスの状態量

$y(t)$  = プロセスの出力

$z$  = 運転状態を規定するベクトル

$z_d$  = 運転状態を規定するベクトルの成分

$\alpha_i$  = モデル  $i$  の結合係数

$\theta$  = モデルパラメータ

## 下付き文字

$d$  = 運転状態を規定するベクトルの成分の数

$t$  = 時刻

$i$  = 局所モデルの番号 ( $i = 1, 2, \dots, N$ )

### 3. 単一のモデルを用いたモデル予測制御器のコーディネーション法

本章では、第2章で議論した制御系の構成のうち、一つのモデルを用いて複数の制御器を構築して結合する手法について議論する。本章で提案する手法は、制御器のアルゴリズムとして(1)モデルの形式を選ばない(2)入出力制約を陽に取り扱うことができるなどプロセス制御に適した特長をもつモデル予測制御を利用し、これらをコーディネーションすることで実プロセスの操作量を決定する。コーディネーションの具体的な方法として、ソフトマックス関数を拡張した結合係数決定関数を提案し、化学プロセスを対象とした制御シミュレーションにより提案手法の有用性を示す。

#### 3.1 緒言

化学プロセスの制御には様々なモデル形式が利用可能で装置能力や安全性の制約を考慮できるモデル予測制御が有用である。しかし、一般に広い運転領域における化学プロセスの動特性をモデル化することは難しく、限られた運転条件における動特性を表現する局所モデルを利用しているのが実情である、特にプロセスの非線形性が強い場合、運転領域が広がると局所モデルとプロセスのモデル化誤差が大きくなってしまうため、局所モデルを基に設計したモデル予測制御は広い運転領域で期待通りの制御性能が発揮できないことが多い。このようなモデル化誤差に対応できるような制御系の設計手法としてよく知られているのがロバスト制御と適応制御であり、これらの考え方はモデル予測制御系の設計にも応用されている [60]。

ロバスト制御は、制御対象の動特性変動の最悪ケースを想定して制御系を設計する方法であり、モデル予測制御系の設計やチューニングに応用するための様々な検討が行われている。しかし、モデル化誤差が大きくなる傾向にある化学プロセスでは、設計した制御系が非常に保守的になってしまう場合が多く、期待するほどの制御性能が実現できないなどといった実用化への課題も多い [106]。また、適

応制御は制御対象のモデル中のパラメータや制御アルゴリズム中のパラメータをプロセスの入出力データからオンラインで調節する手法であり、モデル予測制御へ応用した研究としてステップ応答モデルのパラメータをオンラインで推定し直す手法などが提案されている [38] もの、モデル予測制御アルゴリズム中のパラメータを直接オンラインで調節するような実用的な手法はない [60].

一方、これらのように制御系の設計を工夫するのではなく、単一の局所モデルが使用できる場合に、このモデルに対して異なる設計をした制御器を複数個用意して組み合わせて使う制御系の構成が考えられる。それぞれの運転領域において適切な設計のコントローラを選択する方法があれば、広い運転領域での良好な制御を実現することが可能となる。そこで本章では、モデル予測制御器の組み合わせ方を提案する。

本章は四つの節からなる。3.2 節では提案する複数のモデル予測制御器のコーディネーション法について説明する。3.3 節では連続攪拌槽型反応器 (CSTR) の温度制御問題に提案手法を適用して本手法の有用性を示す。3.4 節ではモデル予測制御アルゴリズム中の評価関数の重みパラメータを、状態の予測誤差を用いて直接調節する手法との制御性能比較を行う。最後に結言を述べる。

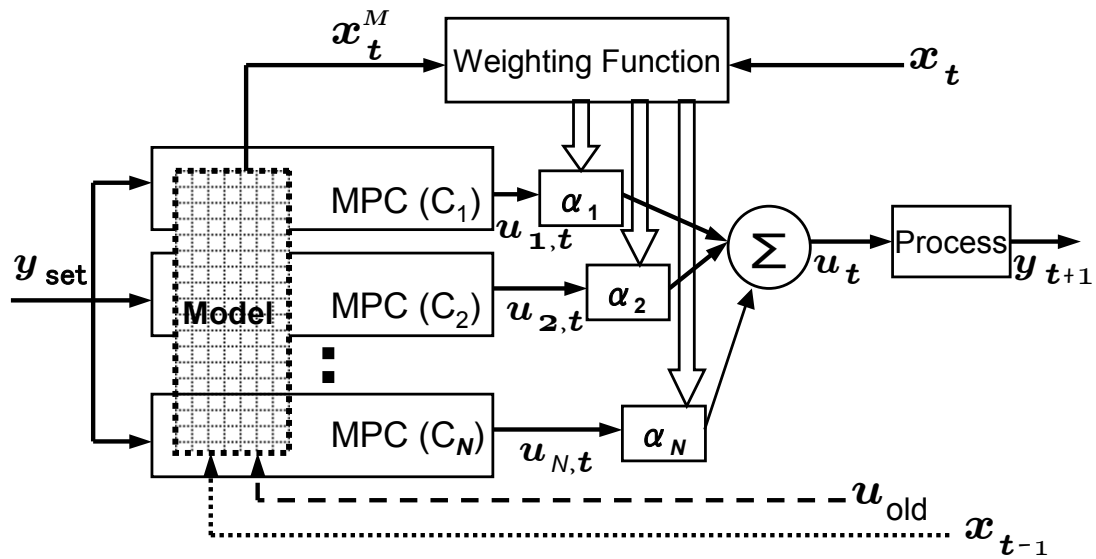


Fig. 14 提案する制御系の概念図

## 3.2 複数のモデル予測制御器のコーディネーション法

### 3.2.1 提案手法の概要

提案する制御系の構造を Fig. 14 に示す. あるプロセスに対して同定した一つのモデル  $M$  に対して, 異なる評価関数の重みパラメータをもつ複数個のモデル予測制御器  $C_i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) を構築して並列に並べる. ここで  $N$  はモデル予測制御器の総数を意味する. 提案するコントローラ・コーディネーション法では, モデル  $M$  の現時刻  $t$  における予測誤差を, 現時刻  $t$  におけるプロセスの状態量の観測値  $x_t$  とモデル  $M$  による状態量の予測値  $x_t^M$  の 2 乗ノルム  $\|x_t^M - x_t\|$  により定義する. この予測誤差ノルムをもとに, 各モデル予測制御器が算出した操作量  $u_{i,t}$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) を調整することでプロセスへの操作量  $u_t$  を算出する. 本章では, 状態量  $x$  がオンラインで直接観測できることを想定しているが, 直接観測できない場合には推定機構が必要となる.

### 3.2.2 モデル予測制御器のコーディネーション法

モデル予測制御器  $C_i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) は、時刻  $t$  におけるプロセスの状態量  $x_t$  と過去の操作量  $\mathbf{u}_{\text{old}}$  に基づいて Eq. (7) により操作量  $u_{i,t}$  を算出する.

$$u_{i,t} = C_i(x_t, \mathbf{u}_{\text{old}}) \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (7)$$

それぞれのモデル予測制御器が算出する操作量  $u_{i,t}$  を Eq. (8) に従ってアフィン結合することでプロセスへの操作量  $u_t$  を決定する.

$$u_t = \sum_{i=1}^N \alpha_{i,t} u_{i,t} \quad (8)$$

ここで  $\alpha_{i,t}$  は結合係数であり、決定法は 3.2.4 節で説明する.

### 3.2.3 モデル予測制御器

本章では、コーディネーションするモデル予測制御器  $C_i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) の評価関数として、Eq. (9) で表される基本的な形式 [106] を考える.

$$\text{Min}_{u_{i,t}, \dots, u_{i,t+H_C-1}} J_{i,t} = \sum_{j=H_{P0}}^{H_P} \|\hat{y}_{t+j} - y_{t+j}^*\|_{Q_i}^2 + \sum_{j=1}^{H_C} \|\Delta u_{i,t+j-1}\|_{R_i}^2 \quad (9)$$

ここで、 $y_{t+j}^*$  は被制御量 (出力) の目標値、 $\Delta u_{i,t+j-1}$  は時刻  $t+j-1$  における操作量 (入力) 変化をあらわす.  $[H_{P0}, H_P]$  は被制御量の予測ホライズン、 $[1, H_C]$  は操作量の制御ホライズンを表し、本章では設計する全てのモデル予測制御器において同じ値を選ぶものとする.  $Q_i, R_i$  はともに重み行列であり時刻によって変化しないものとする. 出力および入力が一次元のときは、単位行列  $I_n$  ( $n$  は単位行列のサイズをあらわす) とスカラー  $q_i, r_i$  を用いてそれぞれ

$$Q_i = q_i I_{H_P - H_{P0} + 1}, \quad R_i = r_i I_{H_C} \quad (10)$$

と表現できる.  $\hat{y}_{t+j}$  は時刻  $t+j$  における被制御量  $y_{t+j}$  の推定値を意味し、モデル  $M$  による被制御量の予測値  $y_{t+i}^M$  に次のような補正することで求める.

$$\hat{y}_{t+i} = y_{t+i}^M + (y_t - y_t^M) \quad (11)$$

ここで  $y_t$  は現時刻  $t$  における被制御量,  $y_t^M$  はモデル M による被制御量の予測値を意味しており, この補正は現時刻  $t$  におけるモデル予測誤差  $y_t - y_t^M$  が, 将来においても一定に保たれることを仮定している. プロセスの入出力制約を考慮する場合, モデル予測制御のアルゴリズムは, Eq. (11) と入出力制約のもとで評価関数 Eq. (9) を最小とするような操作量ベクトル  $\mathbf{u}_i = \{u_{i,t}, \dots, u_{i,t+H_C-1}\}$  を求める二次計画問題となる.

### 3.2.4 結合係数 $\alpha_{i,t}$ の決定法

モデル予測制御の制御性能はアルゴリズム中のパラメータに依存する. モデル予測制御アルゴリズム中のパラメータはいくつか存在するが, ここでは Eq. (10) の二つの重みパラメータ  $q_i, r_i$  を考える.  $q_i$  に比して  $r_i$  を大きくすれば制御系の速応性を犠牲にしてロバスト安定性を向上させることができ, 逆に  $r_i$  を小さくすれば制御系のロバスト安定性を犠牲にして速応性を向上させることができる [77].

これは Eq. (9) を用いて定性的に説明することができる. 外乱やモデル化誤差が無い場合, すなわち  $\hat{y}_t = y_t$  が成り立つ場合には,  $r_i = 0$  として操作量変化に対するペナルティを課さず, 被制御量の推定値と設定値の 2 乗誤差ノルムの 2 乗  $\|\hat{y}_{t+j} - y_{t+j}^*\|^2$  を最小とすることで速応性を重視した操作量ベクトル  $\mathbf{u}_i = \{u_{i,t}, \dots, u_{i,t+H_C-1}\}$  を求める事ができる. 外乱やモデル化誤差がある場合には, これらを含む被制御量の推定値と目標値の 2 乗誤差ノルムの 2 乗  $\|\hat{y}_{t+j} - y_{t+j}^*\|^2$  に対する重みを小さくし,  $r_i$  を大きくして操作量変化を抑制することにより, 速応性を犠牲にすることで, よりロバスト安定な制御が行えるようにできる.

本章では, 異なる評価関数の重みパラメータを持つ複数のモデル予測制御器を, Eq. (8) に示すアフィン結合によりコーディネーションするが, その結合係数  $\alpha_{i,t}$  は Eq. (12) によって算出する.

$$\alpha_{i,t} = \frac{(q_i/r_i) \exp(-\beta(q_i/r_i)\|x_t^M - x_t\|^2)}{\sum_{k=1}^N (q_k/r_k) \exp(-\beta(q_k/r_k)\|x_t^M - x_t\|^2)} \quad (12)$$

時刻  $t$  における状態量の観測値  $x_t$  は, 全ての状態量のうち直接観測が可能であるもの, 推定器などで予測可能であるものを選ぶこととする. また, 状態量の予測値  $x_t^M$  は, 過去の状態量の実測値  $x_{t-1}$  と操作量  $\mathbf{u}_{\text{old}}$  からモデル M を用いて Eq. (33) に



より求める.

$$x_t^M = M(x_{t-1}, \mathbf{u}_{\text{old}}) \quad (13)$$

$\beta$ は状態量の予測値と実測値の2乗誤差ノルム  $\|x_t^M - x_t\|$  と結合係数  $\alpha_{i,t}$  の関係を調節するパラメータであり, 良好な制御が得られるように制御結果を見て調節する.

コーディネーション関数 Eq. (12) によって算出した  $\alpha_{i,t}$  は全ての時刻  $t$  において Eq. (14) を満たす.

$$\sum_{i=1}^N \alpha_{i,t} = 1 \quad (14)$$

例として, 三つのモデル予測制御器  $C_1, C_2, C_3$  をコーディネーション関数 Eq. (12) により結合する場合について考える. Eq. (12) 中の結合係数調節パラメータを  $\beta = 2 \times 10^{-5}$  とし,  $C_1, C_2, C_3$  の重み比がそれぞれ  $q_1/r_1 = 10^3, q_2/r_2 = 10^4, q_3/r_3 = 10^5$  の時の結合の様子を Fig. 15 に示す. 図中の小グラフは一部を拡大したものである. Fig. 15 の横軸は2乗誤差ノルム  $\|x_t^M - x_t\|$  を, 縦軸は Eq. (12) の分子  $a_i (i = 1, 2, 3)$  をあらわす. Fig. 15 中の  $a_i$  をもとに, Eq. (15) により  $\alpha_{i,t}$  を決定する

$$\alpha_{i,t} = \frac{a_i}{a_1 + a_2 + a_3} \quad (i = 1, 2, 3) \quad (15)$$

2乗誤差ノルムが  $\|x_t^M - x_t\| = 1.2$  である場合, Fig. 15 中の  $a_i$  はそれぞれ  $a_1 = 971.61, a_2 = 7497.62, a_3 = 5613.48$  となり, このときの結合係数  $\alpha_{i,t}$  は Eq. (15) より  $\alpha_{1,t} = 0.07, \alpha_{2,t} = 0.53, \alpha_{3,t} = 0.40$  と決定される. 2乗誤差ノルム  $\|x_t^M - x_t\|$  が大きくなるにつれて, 重み比が大きな  $C_3$  の結合係数  $\alpha_3$  が小さくなり, 重み比が小さな  $C_1$  の結合係数  $\alpha_1$  が大きくなる.

提案手法ではモデルによる状態量の推定値と状態量の観測値をもとに予測誤差を定義し, 予測誤差にしたがってモデル予測制御器をコーディネーションするため, 観測される予測誤差がモデル化誤差を正しく反映しない場合には, 予測誤差の再定義をするなどの工夫が必要となる.

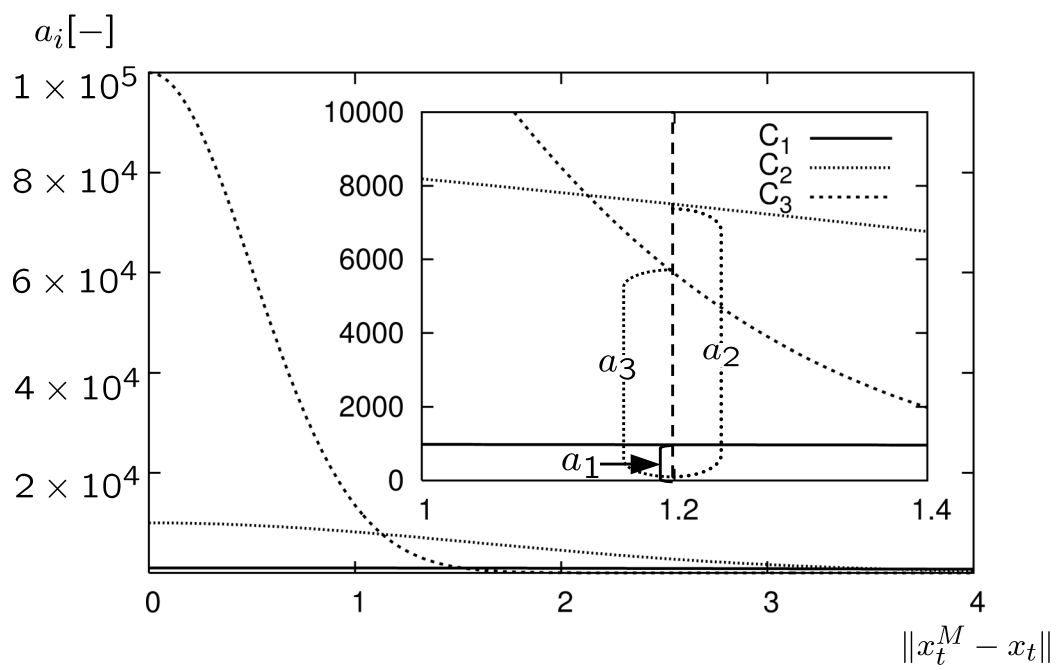


Fig. 15 結合係数  $\alpha_{i,t}$  の決定

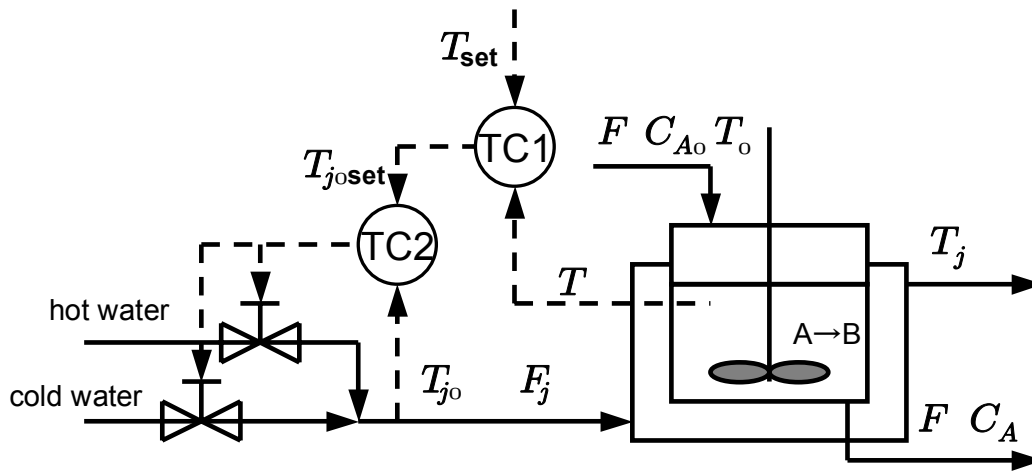


Fig. 16 連続攪拌槽型反応器 (CSTR)

### 3.3 CSTR の温度制御問題への適用

本章では、ケーススタディとして連続攪拌槽型反応器 (CSTR) の温度制御問題を取り上げて本手法の有用性を検討する。

#### 3.3.1 対象プロセス

制御対象である CSTR を Fig. 16 に示す。溶媒と溶質 A の混合物が流量  $F$ 、濃度  $C_{A0}$ 、温度  $T_0$  で反応器内に連続的に供給され、反応器内温度  $T$  で一次不可逆発熱反応が起こる。製品は反応器底より流量  $F$ 、濃度  $C_A$  で抜き出される。

本対象プロセスには二つのコントローラ TC1, TC2 が存在する。コントローラ TC1 と TC2 は、TC1 をマスター側、TC2 をスレイブ側としたカスケード制御系である。TC1 は反応器内温度の設定値  $T_{set}$  と反応器内温度の実測値  $T$  からジャケット流入熱媒温度の目標値  $T_{jinset}$  を算出する。TC2 は熱水流量と冷水流量を操作量として、熱媒体流量  $F_j$  を一定に保ちながらジャケット流入熱媒温度  $T_{jin}$  がジャケット流入熱媒温度の目標値  $T_{jinset}$  となるように制御する。

本 CSTR の物理モデルを Eqs. (16) – (19) に示す。物理モデルは反応器内部の熱収支、物質収支からなり、モデル中の反応速度定数  $k$  はアレニウス型で与えられる

Table 1 CSTR のモデルパラメータ

Variable	Value	Unit	Variable	Value	Unit
$A_h$	12.71	$\text{m}^2$	$T_{\text{ini}}$	298.2	K
$C_{A\text{ini}}$	7.843	$\text{kmol}/\text{m}^3$	$T_{\text{jini}}$	296.7	K
$C_{A0}$	8.24	$\text{k mol}/\text{m}^3$	$T_0$	294.4	K
$C_p$	$3.14 \times 10^3$	$\text{J}/\text{kg K}$	$U$	$5.11 \times 10^4$	$\text{J}/\text{min K m}^2$
$C_{pj}$	$4.18 \times 10^3$	$\text{J}/\text{kg K}$	$V$	3.79	$\text{m}^3$
$E$	69.8	$\text{MJ}/\text{k mol}$	$V_j$	0.46	$\text{m}^3$
$F$	0.0524	$\text{m}^3/\text{min}$	$\Delta H$	-69.8	$\text{MJ}/\text{k mol}$
$F_j$	0.5	$\text{m}^3/\text{min}$	$\rho$	800.9	$\text{kg}/\text{m}^3$
$k_0$	$1.18 \times 10^9$	$1/\text{min}$	$\rho_j$	997.9	$\text{kg}/\text{m}^3$
$R$	$8.314 \times 10^3$	$\text{J}/\text{K kmol}$			

ものとした。物理モデル中のパラメータを Table 1 に示す。この物理モデルを制御対象プラントの実システムとして取り扱う。

$$\frac{dC_A}{dt} = \frac{F}{V}(C_{A0} - C_A) - kC_A \quad (16)$$

$$\frac{dT}{dt} = \frac{F}{V}(T_{\text{in}} - T) + \frac{k(-\Delta H)C_A}{\rho C_p} - \frac{UA_h}{\rho V C_p}(T - T_j) \quad (17)$$

$$\frac{dT_j}{dt} = \frac{F_j}{V_j}(T_{\text{jini}} - T_j) + \frac{UA_h}{\rho_j V_j C_{pj}}(T - T_j) \quad (18)$$

$$k = k_0 \exp\left(\frac{-E}{RT}\right) \quad (19)$$

Eq. (19) から、反応速度定数  $k$  は反応器内温度  $T$  の上昇に伴って指数関数的に増大し、本反応プロセスの動特性は反応器内温度に対して非線形性が強い事がわかる。具体的にプロセスの動特性を調べるため、それぞれ  $T_{\text{set}} = 305, 310, 315, 320\text{K}$  の定常状態を作り、操作量である熱媒流入温度  $T_{\text{jini}}$  を 1 K 上昇させた場合の反応器内温度  $T$  のステップ応答を Fig. 17 に示す。操作条件 (初期反応器内温度  $T_{\text{ini}}$ ) が異なると動特性が大きく異なることがわかる。

ケーススタディでは、TC2 をパーフェクトコントローラと仮定して、提案手法に

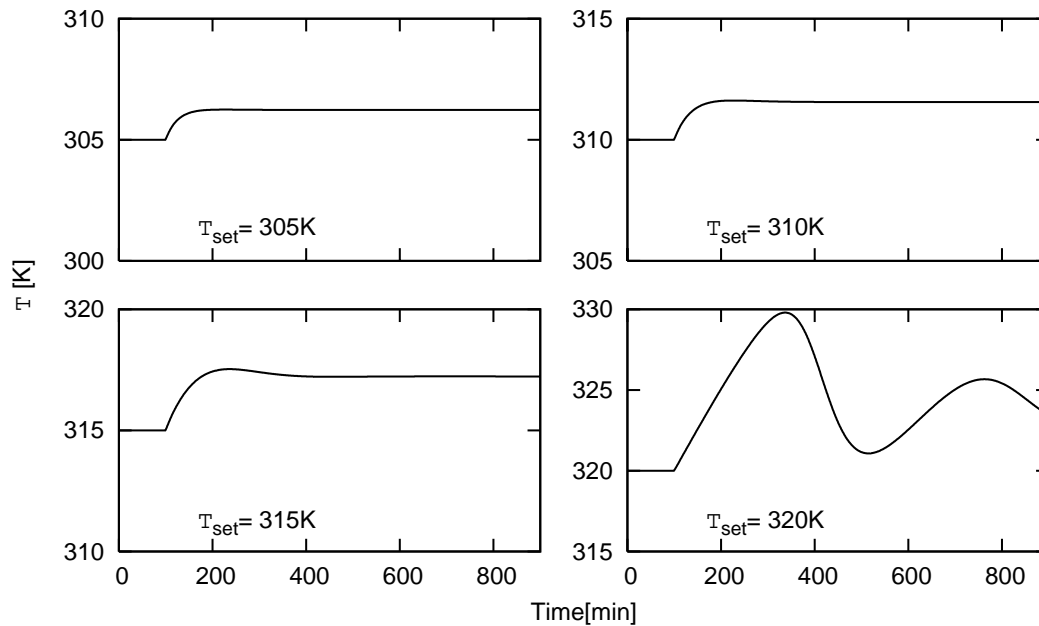


Fig. 17 CSTR のステップ応答

より温度制御系 TC1 を設計した. 状態量のうち  $\{T, T_j\}$  がオンラインで観測できるものとし, 反応速度定数  $k$  以外のモデルパラメータは運転条件によらず一定値であるとした. また, 操作量である熱媒体流入温度  $T_{jin}$  には Eq. (20) の上下制限約が存在するとした.

$$283 \text{ K} \leq T_{jin} \leq 363 \text{ K} \quad (20)$$

### 3.3.2 モデル M とモデル予測制御器の設計

一般にプロセスの動特性を厳密に表現することができるモデルを構築することは難しい. そこで本章では, モデル M として Eqs. (21) – (22) に示すような反応熱を考慮しないモデルを使用し, このような極端な場合でも本手法が有効に機能す

ることを示す.

$$\frac{dT}{dt} = \frac{F}{V}(T_{\text{in}} - T) - \frac{UA_h}{\rho VC_p}(T - T_j) \quad (21)$$

$$\frac{dT_j}{dt} = \frac{F_j}{V_j}(T_{\text{jin}} - T_j) + \frac{UA_h}{\rho_j V_j C_{pj}}(T - T_j) \quad (22)$$

このモデルをもとに, 異なる重みパラメータ  $q_i, r_i$  を有するモデル予測制御器  $C_i$  を三つ構築した. 設計に当たっては, 予測ホライズン  $[H_{p0}, H_p]$ , 制御ホライズン  $[1, H_c]$  をともに  $[1, 10]$  としたことから, モデル予測制御器  $C_i$  の評価関数  $J_{i,t}$  ( $i = 1, 2, 3$ ) は Eq. (23) のように表される.

$$\text{Min}_{T_{\text{jinset } i,t}, \dots, T_{\text{jinset } i,t+9}} J_{i,t} = \sum_{j=1}^{10} (\|\hat{T}_{t+j} - T_{\text{set } t+j}\|_{Q_i}^2 + \|\Delta T_{\text{jinset } i,t+j-1}\|_{R_i}^2) \quad (23)$$

ここで  $\Delta T_{\text{jinset } i,t+j-1}$  は時刻  $t+j-1$  における操作量変化である. また  $\hat{T}_{t+j}$  は反応器内温度  $T$  の推定値である. モデル M による被制御量の予測値  $T_{t+j}^M$  と現時刻  $t$  における温度の観測値  $T_t$  とモデル M による予測値  $T_t^M$  を用いて Eq. (11) を書き直すと Eq. (24) となる.

$$\hat{T}_{t+j} = T_{t+j}^M + (T_t - T_t^M) \quad (24)$$

Equation (23) 中の  $Q_i, R_i$  ( $i = 1, 2, 3$ ) はそれぞれパラメータ  $q_i, r_i$  と  $10 \times 10$  の単位行列  $I_{10}$  によって  $Q_i = q_i I_{10}$ ,  $R_i = r_i I_{10}$  と表される重み行列である. 3 種類の評価関数  $J_{i,t}$  ( $i = 1, 2, 3$ ) では,  $r_i = 1$  としてそれぞれの  $q_i$  を  $q_1 = 1000$ ,  $q_2 = 10000$ ,  $q_3 = 100000$  と選んだ.

本対象プロセスには操作量  $T_{\text{jin}}$  に Eq. (20) の上下限制約があるため, 各モデル予測制御器の制御アルゴリズムは, 制約 Eqs. (20) と (24) のもとで評価関数 Eq. (23) を最小化するような操作量ベクトル  $T_{\text{jinset},i} = \{T_{\text{jinset } i,t}, \dots, T_{\text{jinset } i,t+9}\}$  を求める二次計画問題となる. この二次計画問題を解くにあたっては Goldfarb-Idnani 法 [17] を用いた.

### 3.3.3 制御結果

$C_1, C_2, C_3$  の重みパラメータを固定した三つのモデル予測制御器と,  $C_1 - C_3$  をコーディネーションした制御器  $C_4$  を用いて, 反応器内温度の設定値  $T_{\text{set}}$  を 310 K か

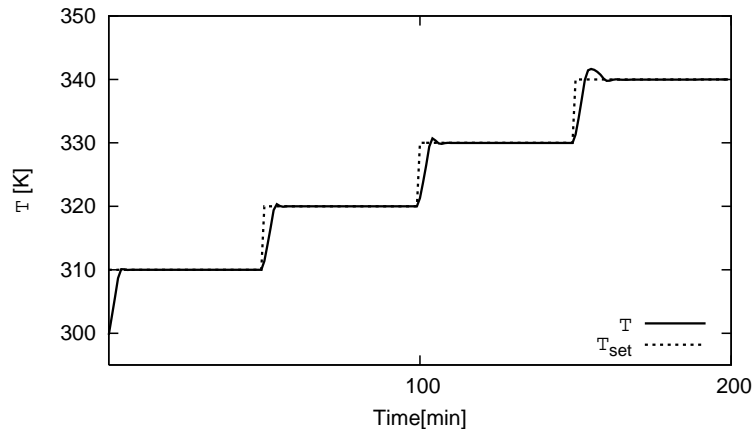


Fig. 18 制御器  $C_4$  による制御結果 (被制御量  $T$  と被制御量の目標値  $T_{set}$ )

ら 50 分ごとに 10K づつ 340K まで上昇させる温度制御シミュレーションを行った。シミュレーションを行うにあたっては Eqs. (16) – (19) の非線形物理モデルを実システムとみなした。また、モデル予測制御の結合に使用する状態量の予測値と観測値を  $x^M = \{T^M, T_j^M\}$ ,  $x = \{T, T_j\}$  と、 $C_4$  の結合係数調節パラメータを  $\beta = 2.0 \times 10^{-5}$  と選んだ。

$C_4$  による被制御量と操作量の応答を Figs. 18 と 19 に示す。横軸は時間、縦軸はそれぞれ反応器内温度  $T$  と、マスターコントローラ TC1 からスレイブコントローラ TC2 に与えられるジャケット流入熱媒温度の目標値  $T_{jinset}$  を表している。Fig. 18 から反応器内温度  $T$  が高温の領域ではオーバーシュートが生じているものの、設定値  $T_{set}$  に速やかに整定していることが分かる。また Fig. 19 から操作量が制約 Eq. (20) をみたしていることが分かる。

$C_1 - C_4$  の制御性能を Eq. (25) で定義される制御性能評価指標 IAE によって評価した結果を Table 2 にまとめた。

$$IAE = \int_{t_s}^{t_e} |T_{set\ t} - T_t| dt \quad (25)$$

IAE は値が小さいほど設定値からのずれが小さく、制御系の制御性能が優れていることを意味する。本例題では反応器内温度の設定値  $T_{set}$  の変更ごとの IAE ( $\{t_s, t_e\} = \{1, 50\}, \{51, 100\}, \{101, 150\}, \{151, 200\}$ ) と全領域を通じた IAE ( $\{t_s, t_e\} = \{1, 200\}$ )

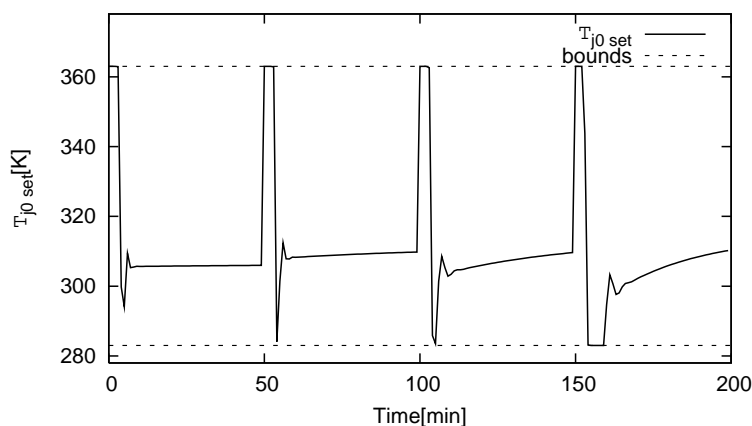


Fig. 19 制御器  $C_4$  による制御結果 (操作量  $T_{jin}$ )

Table 2 IAE による制御性能の比較 ( $C_1 - C_4$ )

$T_{set}$ [K]	298.2 → 310	310 → 320	320 → 330	330 → 340	Total
Time [min]	0 → 50	50 → 100	100 → 150	150 → 200	0 → 200
$C_1$	24.48	20.59	22.33	25.59	93.00
$C_2$	23.71	19.65	20.74	26.66	90.78
$C_3$	23.47	19.20	20.38	30.52	93.47
$C_4$	23.50	19.32	20.93	26.06	89.81

の計五つの指標を算出して評価した。

Table 2 を見ると、重みパラメータを固定したモデル予測制御器  $C_1, C_2, C_3$  の中では、 $C_2$  を用いた場合に全領域として最もよい制御性能 (IAE = 90.78) を得ることができていることがわかる。しかしそれぞれの運転領域について見ていくと、298.2K から 330K の温度設定値変更では  $C_3$  が、330K から 340K への温度設定値変更においては  $C_1$  が最もよい制御性能を示していることがわかる。これは、330K までは、反応器内温度が低いためにモデル化誤差が比較的小さく、モデル  $M$  がプロセスの動特性をある程度正確に予測できているため、速応性が高くなるように設計したモデル予測制御器  $C_3$  が良好に機能するのに対して、330K 以上では反応器



内温度が高いため、モデル化誤差が大きくなってしまい、ロバスト安定性を重視して設計したモデル予測制御器  $C_1$  の方が適切であることを示している。ここで得られた知見は提案手法における結合係数調節パラメータ  $\beta$  の選定指針として役立つ。

提案手法で設計した制御器  $C_4$  を用いた場合のモデル  $M$  の予測誤差ノルム  $\|x_t^M - x_t\|$  の経時変化を Fig. 20 に、このときの結合係数  $\alpha_{i,t}$  の経時変化を Fig. 21 に示す。Fig. 20 を見ると、時間が経過して温度が上昇するにつれて誤差ノルムも大きくなっており、モデル  $M$  による予測がうまく行えていないことがわかる。これは、モデル予測制御器の設計に使用したモデル  $M$  (Eqs. (21) – (22)) が反応による発熱を考慮していないのに対して、実際のプロセス (Eqs. (16) – (19)) では反応器内温度が上昇するにしたがって発熱反応が進み、発熱量が大きくなるためであると解釈できる。

Fig. 21 を見ると、誤差ノルムが小さい時、すなわちモデル  $M$  による予測がうまくいっている状況では、速応性が高くなるように設計したモデル予測制御器  $C_3$  の結合係数  $\alpha_{3,t}$  が大きくなっているのに対して、誤差ノルムが大きい時、すなわちモデル  $M$  による予測が十分でない時には、ロバスト安定になるように設計したモデル予測制御器  $C_1$  および  $C_2$  の結合係数  $\alpha_{1,t}$  および  $\alpha_{2,t}$  が大きくなっている。各運転状態におけるモデル  $M$  の予測誤差に応じて適切に結合係数  $\alpha_{i,t}$  を決定できていることがわかる。その結果、Table 2 に示した提案手法  $C_4$  による制御性能は、 $C_1$ 、 $C_2$ 、 $C_3$  の重みパラメータを固定したどのモデル予測制御器を単独で用いる場合と比較しても、全領域において最も良好な制御性能 (IAE = 89.81) を示し、各運転領域についても最良の制御性能を有するコントローラと比べて遜色のない制御性能を示した。

以上によって、異なる重みパラメータを持つ複数のモデル予測制御器を設計し、提案したコーディネーション関数により結合することで、モデル予測制御器を単独で用いて制御する場合と比較して良好な制御性能が得られることが確認できた。

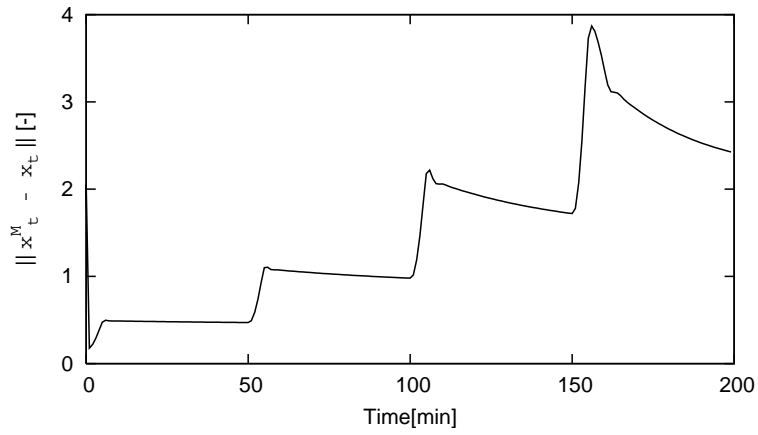


Fig. 20 制御器  $C_4$  を用いた時の 2 乗誤差ノルム  $\|x_t^M - x_t\|$  の経時変化

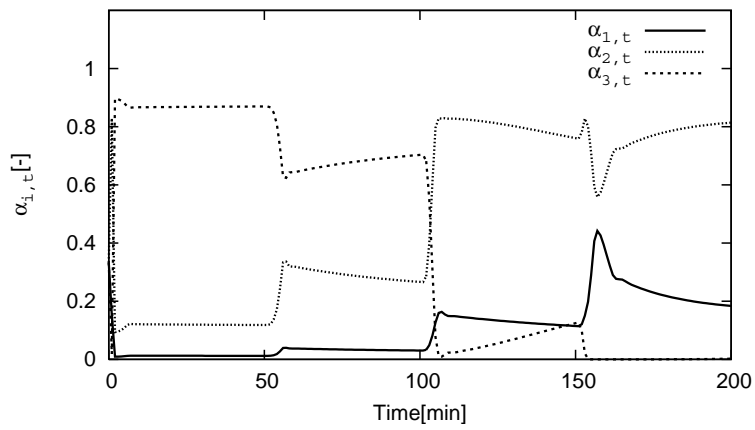


Fig. 21 制御器  $C_4$  の結合係数調節パラメータ  $\beta = 2.0 \times 10^{-5}$  としたときの  $\alpha_{i,t}$  の経時変化

### 3.4 モデル予測制御器の重みパラメータを直接調節する場合との制御性能比較

複数のモデル予測制御器をアフィン結合する提案手法とは異なる方式として、評価関数の重みパラメータを直接リアルタイムで調節する方法が考えられる。本節では、評価関数重みパラメータを直接調節する方法と、本章で提案した複数のモデル予測制御器をコーディネーションする方法とを比較した。

制御対象は 3.3.1 節に示した CSTR とし、物理モデル Eqs. (16) – (19) を制御対象の実システムとして扱う。モデル M として反応を考慮しないモデル Eqs. (21) – (22) を使用し、その他のモデルパラメータについても同じものを用いた。

モデル予測制御の評価関数として Eq. (23) と同じ形式の Eq. (26) を用いた。

$$\text{Min}_{T_{\text{jnset } t}, \dots, T_{\text{jnset } t+9}} J_t = \sum_{j=1}^{10} (\|\hat{T}_{t+j} - T_{\text{set } t+j}\|_Q^2 + \|\Delta T_{\text{jnset } t+j-1}\|_R^2) \quad (26)$$

ただし、

$$Q = qI_{10}, \quad R = rI_{10} \quad (27)$$

設計したモデル予測制御器の制御性能は重み比  $q/r$  に依存する。2 節で提案した複数のモデル予測制御器のコーディネーション法と比較するために、 $q/r$  を 2 乗誤差ノルム  $\|x_t^M - x_t\|$  によって決定するスケジューリング関数を試行錯誤によって Eq. (28) のように設計した。

$$q/r = \begin{cases} -99000 \times \frac{\|x_t^M - x_t\|}{B} + 100000 & 0 \leq \|x_t^M - x_t\| \leq B \\ 1000 & \|x_t^M - x_t\| > B \end{cases} \quad (28)$$

ここで  $B (> 0)$  はスケジューリング調節パラメータであり、2 乗誤差ノルム  $\|x_t^M - x_t\|$  と重みパラメータ比  $q/r$  の関係を調節することができる。この評価関数の重みパラメータ比  $q/r$  は  $1000 \leq q/r \leq 100000$  の範囲で決定した。スケジューリング関数による 2 乗誤差ノルム  $\|x_t^M - x_t\|$  と重みパラメータ比  $q/r$  の関係を Fig. 22 に示す。図中の小グラフは一部を拡大したものである。スケジューリング関数は Figure 15 の知見を参考に、かなりの試行錯誤を経て作成した。

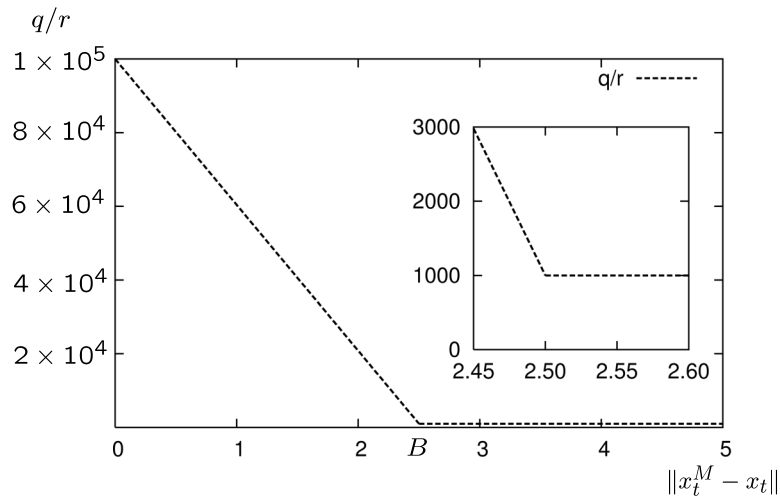


Fig. 22 評価関数の重み比  $q/r$  のスケジューリング関数

何度かシミュレーションを繰り返した結果,  $B = 2.5$  とした場合に最良な制御性能が得られることがわかった. そのときのコントローラを  $C_S$  とし, この被制御量および操作量の応答を Figs. 23 と 24 に示す. 2 乗誤差ノルム  $\|x_t^M - x_t\|$  の経時変化を Fig. 25 に, このときのスケジューリング関数 Eq. (28) により決定された重みパラメータ比  $q/r$  の変化の様子を Fig. 26 に示す. 最後に三つの重みパラメータを固定したモデル予測制御器  $C_1, C_2, C_3$ , 提案手法による  $C_4$ , 評価関数の重みパラメータを直接調節する  $C_S$  によるシミュレーションの制御性能を Table 3 にまとめる.  $C_S$  と  $C_4$  はほぼ同じ制御性能を得られることが分かる.

良好な制御性能を実現できるようなスケジューリング関数を構築するには, かなりの手間がかかるが, 提案手法を用いると代表的な運転条件で良好に機能するようなモデル予測制御器を設計し, それらを線形結合することで, 近似的なスケジューリング関数を簡単に作成することができる.

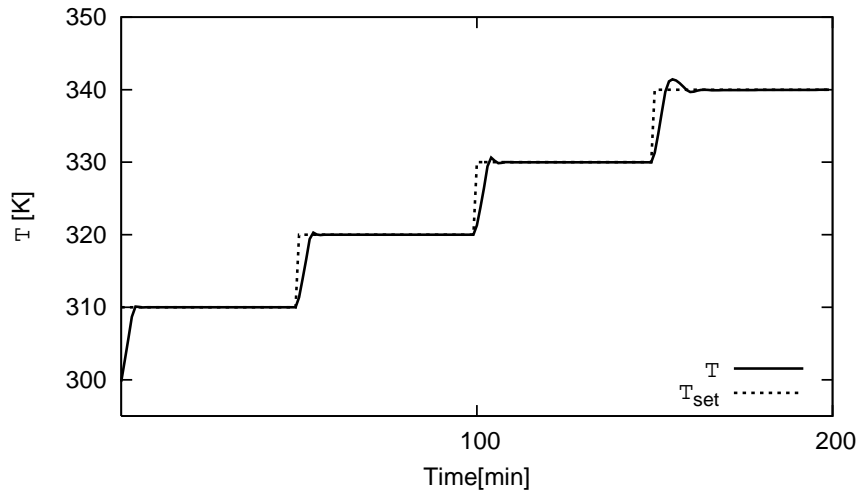


Fig. 23 制御器  $C_S$  による制御応答 (被制御量  $T$  と被制御量の目標値  $T_{set}$ )

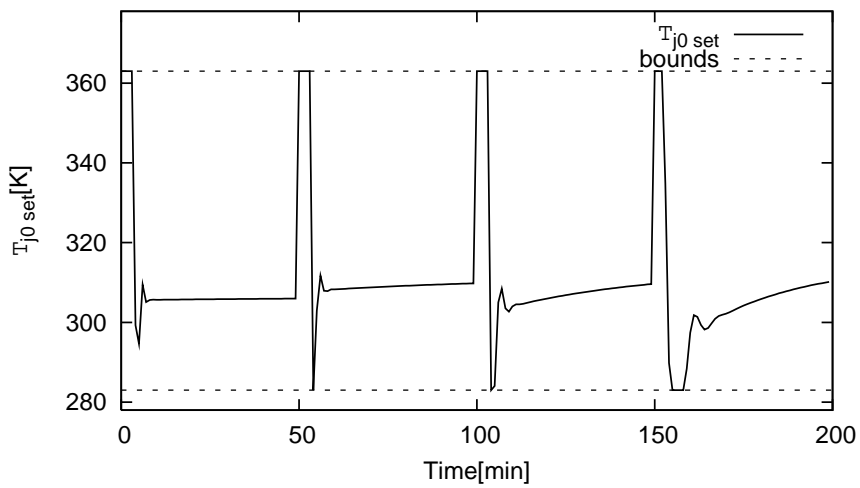


Fig. 24 制御器  $C_S$  による制御応答 (操作量  $T_{jin}$ )

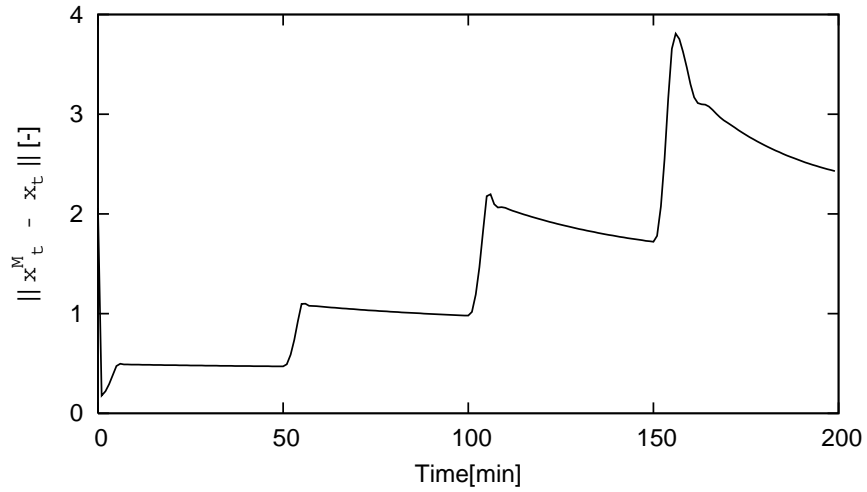


Fig. 25 制御器  $C_S$  を用いた時の 2 乗誤差ノルム  $\|x_t^M - x_t\|$  の経時変化

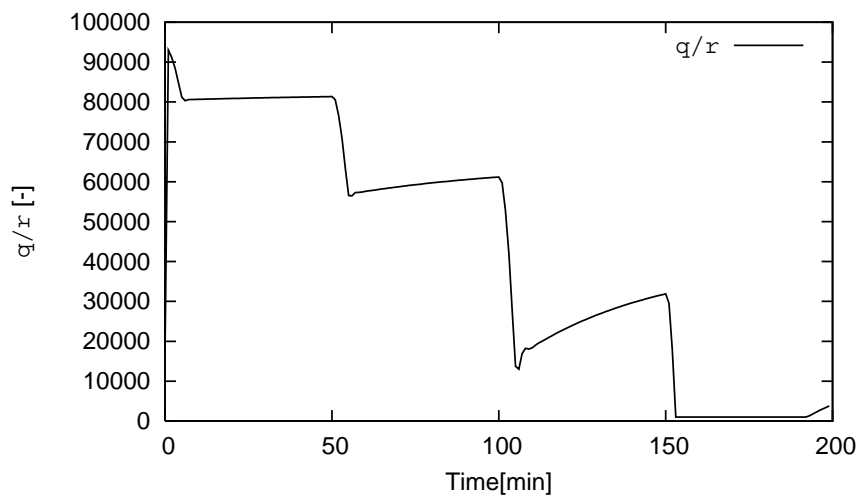


Fig. 26 制御器  $C_S$  の評価関数の重み比  $q/r$  の経時変化

Table 3 IAE による制御性能の比較 ( $C_1 - C_4, C_S$ )

$T_{\text{set}}[\text{K}]$	298.2 → 310	310 → 320	320 → 330	330 → 340	Total
Time[ $\text{min}$ ]	0 → 50	50 → 100	100 → 150	150 → 200	0 → 200
$C_1$	24.48	20.59	22.33	25.59	93.00
$C_2$	23.71	19.65	20.74	26.66	90.78
$C_3$	23.47	19.20	20.38	30.52	93.47
$C_4$	23.50	19.32	20.93	26.06	89.81
$C_S$	23.48	19.21	20.56	25.54	88.79

### 3.5 結言

本章では, 制御対象について共通のモデルを用いた, 異なる評価関数の重みパラメータを持つ複数のモデル予測制御器のコーディネーション法を提案した. 提案手法は, 複数のモデル予測制御器が算出する操作量をアフィン結合することで操作量を決定する. CSTR の温度制御に適用したところ, 重みパラメータを固定したモデル予測制御器を単独で用いて制御する場合と比べて良好な制御性能が得られることが確認できた. さらに, 評価関数の重みパラメータを直接スケジューリングする手法との比較を行った結果, 提案手法はほぼ同様の制御性能が得られた.

提案手法では未知外乱が導入された場合, モデルによる状態量の推定値と状態量の観測値をもとに定義された予測誤差が大きくなってしまうため, 目標値追従性能や外乱除去性能が悪くなることが予想される. 外乱除去性能は, 結合係数調節パラメータ  $\beta$  を調節することである程度改善する余地はあるものの, 結果的には使用するモデル予測制御器の外乱除去性能に大きく依存する. 一方, 運転条件とモデル化誤差との関係がある程度正しく把握できれば, 閉ループ系のロバスト安定性を保つことが期待でき, かなり粗いモデルしか使用できない場合でも適用できると考える. ロバスト安定性および外乱除去性能に関する理論的考察は今後の課題である.



## 記号

$A_h$	= 伝熱面積	[m <sup>2</sup> ]
$B$	= $C_s$ のスケジューリングパラメータ	[-]
$C_A$	= 反応器内の物質 A の濃度	[kmol/m <sup>3</sup> ]
$C_{A0}$	= 反応器への流入物質 A の濃度	[kmol/m <sup>3</sup> ]
$C_p$	= 反応溶液の比熱	[J/kg K]
$C_{pj}$	= ジャケット流体 (熱媒) の比熱	[J/kg K]
$E$	= 活性化エネルギー	[MJ/kmol]
$F$	= 反応器への流入量	[m <sup>3</sup> /min]
$F_j$	= ジャケット流体の流出/流出量	[m <sup>3</sup> /min]
$k_0$	= 頻度因子	[1/min]
$Q_i, R_i$	= モデル予測制御評価関数の重み行列	
$R$	= 気体定数	[J/K kmol]
$T$	= 反応器温度	[K]
$T_{in}$	= 反応溶液の流入温度	[K]
$T_j$	= ジャケット流体 (熱媒) の温度	[K]
$T_{jin}$	= ジャケット流体 (熱媒) の流入温度	[K]
$T_{jinset}$	= ジャケット流体 (熱媒) の流入温度 $T_{jin}$ の制御目標値	[K]
$T_{set}$	= 反応器内温度の制御目標値 $e$	[K]
$U$	= 総括伝熱係数	[J/min K m <sup>2</sup> ]
$u_{i,t}$	= 局所制御器 $C_i$ による局所制御入力	
$V$	= 反応器の体積	[m <sup>3</sup> ]
$V_j$	= ジャケットの体積	[m <sup>3</sup> ]
$x_t$	= 状態量の観測値	
$x_t^M$	= モデルによる状態量の予測値	
$y_t$	= 状態量の観測値	
$y_t^M$	= モデルによる被制御量の予測値	
$\hat{y}_t$	= 被制御量の推定値	

$\alpha_{i,t}$	= 局所制御入力 $u_{i,t}$ の結合係数	[-]
$\beta$	= 結合係数調節パラメータ	[-]
$\Delta H$	= 反応熱	[MJ/kmol]
$\rho$	= 反応溶液の密度	[kg/m <sup>3</sup> ]
$\rho_j$	= ジャケット流体 (熱媒) の密度	[kg/m <sup>3</sup> ]
$[1, H_C]$	= モデル予測制御の制御区間	
$[H_{P0}, H_P]$	= モデル予測制御の予測区間	

## 4. 複数の局所モデルを用いた制御器のコーディネーション法

本章では、第2章で議論した制御系の構成のうち、複数の局所モデルごとに一つづつ制御器を構築して結合する手法について議論する。提案手法は、プロセスの局所モデルをもとに局所制御器を構築して並列に配置し、それぞれの局所制御器の算出する操作量をアフィン結合してプロセスへの操作量とする。コーディネーションの具体的な方法として、結合係数の調節パラメータを導入したソフトマックス関数を提案し、化学プロセスを対象とした制御シミュレーションを通じて提案手法の有用性を示す。

### 4.1 緒言

化学プロセスの多くは非線形システムであり、広い運転領域におけるプロセスダイナミクスを表現するモデルの構築は難しいことは第2章ですでに述べた。このような化学プロセスを表現するための方法として、限られた運転条件下でプロセスダイナミクスをよく表現する局所モデルが複数利用できる場合に、これら複数の局所モデルを積極的に活用する方法が提案されている。

例えば、局所モデルを結合してシステム全体を表現するひとつのモデルを構築して制御に利用する手法が提案されている [2, 21]。Özkan らは、プロセスの状態が変化する軌道が既知である場合に、軌道に沿って局所モデルを切り替えるモデル予測制御系 (Model Predictive Control: MPC) を提案し、ポリマーの品質制御に適用した。Aufderheide ら [6] は、オンラインで複数の局所モデルを結合しながら制御を行う手法を提案している。

これらとは異なるアプローチとして、局所モデルごとに局所コントローラを構築し、それぞれの局所制御器が算出する局所操作量をアフィン結合することで操作量を決定する方法が提案されている。これらの手法は、安定性を理論的に保証するのが困難ではあるものの、局所モデルや局所制御器の種類を選ばないなどの利点がある。Tsai ら [53] は、ニューラルモデルを用いたモデル予測制御器とニュー

ラル適応制御器 [65] とをコーディネーションする方法を提案し, 反応器の pH 制御問題に適用した.

Dougherty ら [15] は, プロセスの動特性を代表的な 3 つの局所モデル (無駄時間 + 一次遅れモデル) で表現し, 各モデルをもとに局所モデル予測制御器を構築して, それぞれの局所制御器が算出する局所操作量をアフィン結合してプロセスへの操作量を求める手法を提案した. この手法は, 各局所モデルをもとに計算した現時刻でのプロセス状態量の推定値と観測値の差に応じて, 各局所制御器が算出する局所操作量をアフィン結合する係数を決定する. この手法を用いることで, 広い運転領域で使える 1 つの大域モデルを持たなくとも良好な制御が実現できることをケーススタディによって示した.

しかしこの手法は, 局所操作量を結合するための結合係数の決定関数に線形の飽和関数を用いており, 制御器のコーディネーションに調節パラメータが含まれないことから, 対象プロセスや条件によっては望ましい制御性能が得られない場合がある. そこで本章では, 新しい制御器のコーディネーション法を提案する. 局所モデルとプロセスとの誤差に基づいて局所制御器を適切に組み合わせる方法として, 第 3 章と同様にソフトマックス関数を用いた方法を用いることで, より自由度の高い制御系設計が可能となる.

本章は 5 つの節からなる. 4.2 節では提案するコントローラ・コーディネーション法のアルゴリズムを説明する. 4.3 節では提案する手法と Dougherty らの手法を比較する. 4.4 節では液面高さが変化する連続攪拌槽型反応器 (CSTR) の温度制御問題に提案手法を適用して, 提案手法の有用性を示す. 4.5 節では逐次線形化モデル予測制御との制御性能を比較して本手法の有用性を示す. 最後に結言を述べる.

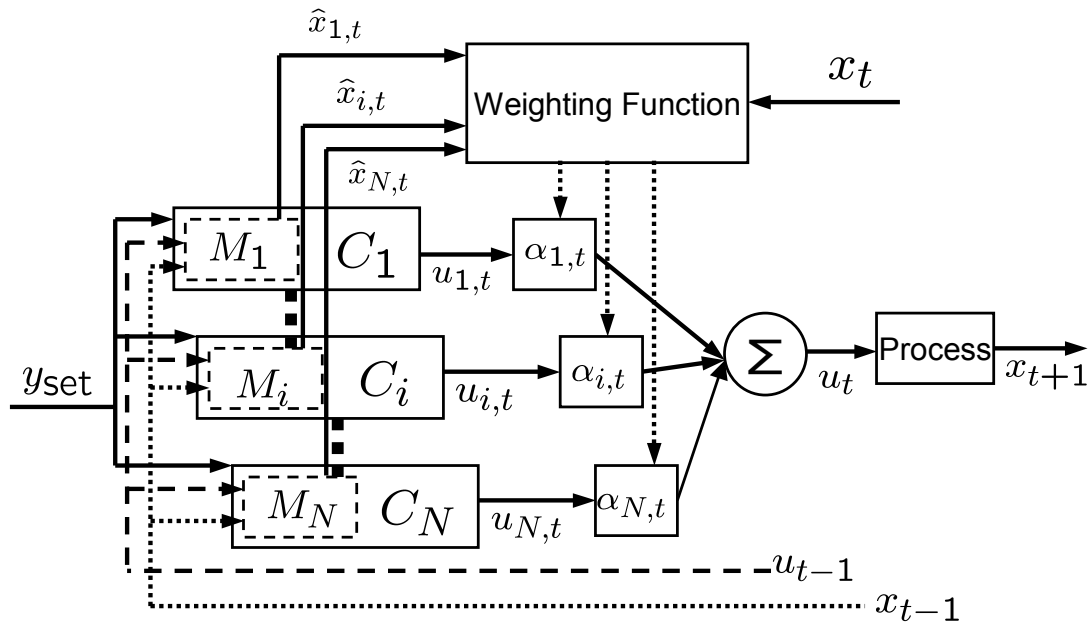


Fig. 27 提案する制御系の概念図

## 4.2 局所モデルを用いた制御器のコーディネーション法

### 4.2.1 提案手法の概要

提案する制御系の構造を Fig. 27 に示す. あるシステムに対して  $N$  個の局所モデル  $M_i (i = 1, 2, \dots, N)$  が存在するとする. このとき, 局所モデルごとに局所制御器  $C_i (i = 1, 2, \dots, N)$  を構築する. 局所制御器は, 何らかの制御アルゴリズムに基づいて局所操作量  $u_{i,t} (i = 1, 2, \dots, N)$  を算出する. 提案するコントローラ・コーディネーション法は, 現時刻  $t$  におけるプロセスの状態量の観測値  $x_t$  と各モデルによる状態量の推定値  $\hat{x}_{i,t} (i = 1, 2, \dots, N)$  とを比較して, 誤差を算出する. この誤差をもとに, 局所操作量  $u_{i,t}$  に対する結合係数  $\alpha_i (i = 1, 2, \dots, N)$  を算出し, 局所操作量  $u_{i,t} (i = 1, 2, \dots, N)$  をアフィン結合してプロセスへの操作量  $u_t$  を得る. 提案する制御系は多重モデルアプローチによるモデル化のイメージ (Fig. 9) の知見を参考にしている. 以下では, 状態量がリアルタイムで観測できると仮定しているが, 観測できない場合は推定機構が必要となる.

#### 4.2.2 コントローラのコーディネーション法

局所制御器  $C_i$  は、時刻  $t$  におけるプロセスの状態量  $x_t$  に基づいて Eq. (29) によって局所操作量  $u_{i,t}$  を算出する。速度形の制御則のように時刻  $t-1$  の操作量  $u_{t-1}$  も用いる場合は Eq. (30) で局所操作量  $u_{i,t}$  を求める。

$$u_{i,t} = C_i(x_t) \quad (i = (1, 2, \dots, N)) \quad (29)$$

$$u_{i,t} = C_i(x_t, u_{t-1}) \quad (i = (1, 2, \dots, N)) \quad (30)$$

対応する局所モデルと局所制御器をまとめて  $N$  個のコントローラセット  $S_i$  を定義する。

$$S_i(x, u) = \{M_i(\cdot), C_i(\cdot)\} \quad (i = (1, 2, \dots, N)) \quad (31)$$

それぞれのコントローラが算出する局所操作量  $u_{i,t}$  を Eq. (32) に従って結合することで、プロセスの操作量  $u_t$  を決定する。

$$u_t = \sum_{i=1}^N \alpha_{i,t} u_{i,t} \quad (32)$$

ここで  $\alpha_{i,t}$  は結合係数であり、決定法は 1.3 節で説明する。

#### 4.2.3 結合係数 $\alpha_i$ の決定法

局所制御器の制御性能はベースとなる局所モデルが構築された運転領域に依存する。複数の局所モデルが構築された領域はおたがい重なり合うソフトに分割された領域となっていることが多い。ソフトに分割された領域を結合する問題として、Mixture of Expert の Gating 問題 [5] がある。Weigend らは結合係数の決定にガウシアンを規格化したソフトマックス関数を用い、その有用性を示している。

そこで、複数の局所制御器が算出する局所操作量の結合係数  $\alpha_{i,t}$  にソフトマックス関数を用いる。提案手法は以下のアルゴリズムに従って結合係数を算出する。時刻  $t$  における局所モデル  $M_i$  による状態量の推定値  $\hat{x}_{i,t}$  を、過去の状態量  $x_{t-1}$  と操作量  $u_{t-1}$  から Eq. (33) により求める。

$$\hat{x}_{i,t} = M_i(x_{t-1}, u_{t-1}) \quad (i = (1, 2, \dots, N)) \quad (33)$$

状態量の観測値  $x_t$  と各局所モデルによる状態量の推定値  $\hat{x}_{i,t}$  との誤差を以下の手順にて算出する.

時刻  $t$  における実プロセスの状態量の観測値  $x_t$  と状態量の推定値  $\hat{x}_{i,t}$  との差  $\varepsilon_i = \hat{x}_{i,t} - x_t$  を求める.  $\varepsilon_i$  を実プロセスの過去の状態量の観測値データで規格化した  $\bar{\varepsilon}_i$  を用いて, 実プロセスと各局所モデル  $M_i$  との誤差  $\|\bar{\varepsilon}_i\|$  を定義する. 状態量がベクトルで定義されている場合,  $\|\bar{\varepsilon}_i\|$  の定義は様々に考えられるが, 本論文では誤差をユークリッドノルムにより評価する.

時刻  $t$  における誤差に対するガウシアン [90]  $\phi_{i,t}$  を Eq. (34) のように定義する.

$$\phi_{i,t} = \exp\left(-\frac{\|\bar{\varepsilon}_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (34)$$

ここで  $\sigma_i^2$  は誤差  $\|\bar{\varepsilon}_i\|$  の分散で局所モデルに依存して変化するが, 1 つの代表値  $\beta$  を用いて  $(2\sigma_i^2)^{-1} := \beta$  とし, Eq. (34) を Eq. (35) のように書き直す.

$$\phi_{i,t} = \exp(-\beta\|\bar{\varepsilon}_i\|^2) \quad (35)$$

結合係数  $\alpha_{i,t}$  は, Eq. (35) のガウシアンを規格化した Eq. (36) を用いて決定する.

$$\alpha_{i,t} = \frac{\phi_{i,t}}{\sum_{i=1}^N \phi_{i,t}} = \frac{\exp(-\beta\|\bar{\varepsilon}_i\|^2)}{\sum_{i=1}^N \exp(-\beta\|\bar{\varepsilon}_i\|^2)} \quad (36)$$

このとき,  $\alpha_{i,t}$  について Eq. (37) が成立する.

$$\sum_{i=1}^N \alpha_{i,t} = 1 \quad (37)$$

Eq. (36) はソフトマックス関数と呼ばれる. 調節パラメータ  $\beta$  は良好な制御が得られるように制御結果を見て調整する.

### 4.3 Dougherty らの手法と提案手法の比較

#### 4.3.1 Dougherty らの提案する制御器のコーディネーション法

局所制御器が算出する局所操作量を結合する手法として, Dougherty らは, 一次元の運転領域を持つ問題に対して, 三つの局所モデル(上位 ( $M_3$ ), 中位 ( $M_2$ ), 下位 ( $M_1$ ))を用いた局所制御器のコーディネーション方法を提案している. 時刻  $t$  において, 各モデル  $M_i (i = 1, 2, 3)$  をもとに算出した状態量の推定値  $\hat{x}_{i,t} (i = 1, 2, 3)$  と状態量の観測値  $x_t$  から, Eq.(38) によって結合係数  $\alpha_{i,t}$  を決定する.

$$\left\{ \begin{array}{ll} \text{If } x_t \geq \hat{x}_{3,t}, & \text{then } \{\alpha_{1,t}, \alpha_{2,t}, \alpha_{3,t}\} = \{0, 0, 1\} \\ \text{If } \hat{x}_{3,t} > x_t > \hat{x}_{2,t}, & \text{then } \{\alpha_{1,t}, \alpha_{2,t}, \alpha_{3,t}\} = \left\{0, 1 - \alpha_{3,t}, \frac{x_t - \hat{x}_{2,t}}{\hat{x}_{3,t} - \hat{x}_{2,t}}\right\} \\ \text{If } \hat{x}_{2,t} > x_t > \hat{x}_{1,t}, & \text{then } \{\alpha_{1,t}, \alpha_{2,t}, \alpha_{3,t}\} = \left\{1 - \alpha_{2,t}, \frac{x_t - \hat{x}_{1,t}}{\hat{x}_{2,t} - \hat{x}_{1,t}}, 0\right\} \\ \text{If } \hat{x}_{1,t} \geq x_t, & \text{then } \{\alpha_{1,t}, \alpha_{2,t}, \alpha_{3,t}\} = \{1, 0, 0\} \end{array} \right. \quad (38)$$

Dougherty らの手法と提案手法の結合係数の決定関数を, それぞれ Figs. 28, 29 に示す. 両図中の  $x_t$  は状態量の観測値を,  $\hat{x}_{i,t} (i = 1, 2, 3)$  はモデル  $M_i$  による状態量の推定値を表す. Fig. 28 に示すように, Dougherty らの手法における結合係数の決定関数は線形の飽和関数で表わされ, 図に示した状態量の観測値  $x_t$  における結合係数  $\alpha_{i,t}$  は  $\alpha_{1,t} = 0, \alpha_{2,t} = a_2, \alpha_{3,t} = a_3$  となる. 局所制御器の結合係数の決定関数を調節するためのパラメータはない. 提案手法では, Fig. 29 に示すガウシアンを規格化した Eq. (36) のソフトマックス関数によって結合係数を決定する. 図に示した状態量の観測値  $x_t$  における結合係数  $\alpha_{i,t}$  は,  $\alpha_{1,t} = a_1 / (a_1 + a_2 + a_3), \alpha_{2,t} = a_2 / (a_1 + a_2 + a_3), \alpha_{3,t} = a_3 / (a_1 + a_2 + a_3)$  となる. ソフトマックス関数に含まれるパラメータ  $\beta$  を調節すれば, 結合係数の決定関数の形状を変更することができる.

提案手法は多次元の運転領域を持つ場合にも適用でき, 自由度の高いコーディネーション法である. 両手法をタンク液レベル制御問題に適用し, 本手法の優位性を確認する.



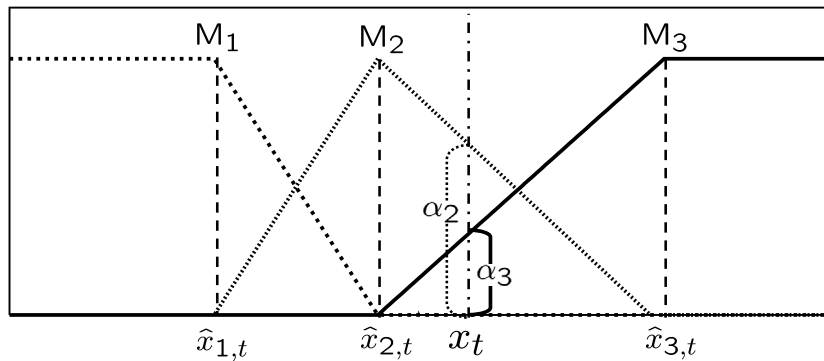


Fig. 28 Dougherty らの手法による結合係数  $\alpha_{i,t}$  の決定

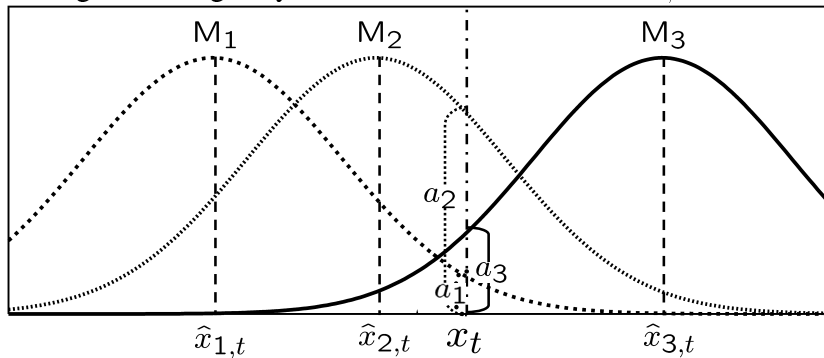


Fig. 29 提案手法による結合係数  $\alpha_{i,t}$  の決定

### 4.3.2 対象プロセス

運転領域が一次元であるタンク液レベル制御問題を対象に Dougherty and Cooper の手法と我々の提案する手法を適用し、制御性能を比較した。制御対象を Fig. 30 に示す。液体が流量  $F_{in}$  でタンクに流入し、タンク底から流出管を通して系外に排出される。レベルコントローラ (LC) は、液面高さ  $H$  が設定値  $H_{set}$  となるように入口バルブの開度  $u$  を操作する。また装置制約として、液面高さ  $H$  は  $0 \leq H \leq 1$  とした。タンク底からの流出液流量がヴェルヌーイ則に従うものとする、プロセスのダイナミクスは Eq. (A-1) のように書くことができる。

$$\frac{dH}{dt} = \frac{F_{in} - F_{out}}{A} = \frac{F_{max} u - c\sqrt{H}}{A} \quad (A-1)$$

ただし、 $A$  はタンクの断面積、 $c$  は流出管の特性を表す係数である。シミュレーションの際の初期値やパラメータ等の条件を Table 4 に示す。

Table 4 タンク液レベル系のモデルパラメータと初期値

Variable	Value	Unit
$A$	4	$\text{m}^2$
$c$	1	$\text{m}^2/\text{min}$
$F_{\max}$	1	$\text{m}^3/\text{min}$
$u_{\text{ini}}$	0.45	-
$T_s$	1	min

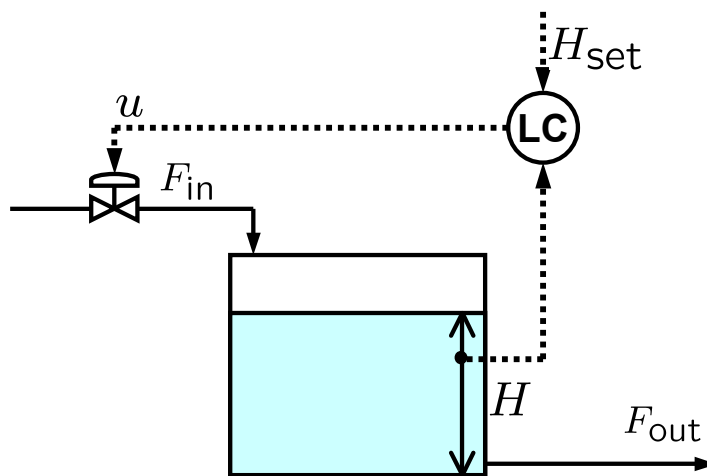


Fig. 30 タンク液レベル系

#### 4.3.3 局所モデルの構築と局所制御器の設計

Equation (A-1) は,  $\sqrt{H}$  を含むため, 本システムは非線形である. そこで, 液レベルがそれぞれ下界近傍, 上界近傍, 中間点の三つの状態 (液面高さ  $H$  がそれぞれ 0.001 m, 0.5 m, 0.999 m) を代表点として取り上げて, 1 次遅れ+無駄時間で近似した三つの局所モデル ( $M_1, M_2, M_3$ ) を構築した. 局所モデルに対して内部モデル制御器 (IMC: Internal Model Control)[16] ( $C_1, C_2, C_3$ ) を構築した. 一次遅れ系に対して IMC は, Eq. (A-2) に示す PI 制御器となる.

$$G_c(s) = K_c \left( 1 + \frac{1}{\tau_{IS}s} \right) \quad (\text{A-2})$$

Table 5 に示された設定値変更に対して各局所制御器を用いて制御を行った場合

Table 5 局所 IMC のチューニングに使用した設定値変更

Controller No.	$C_1(h = 0.001\text{m})$	$C_2(h = 0.5\text{m})$	$C_3(h = 0.999\text{m})$
$h_{\text{set}}$	0.1 $\rightarrow$ 0.001	0.4 $\rightarrow$ 0.5	0.9 $\rightarrow$ 0.999

Table 6 局所 IMC の設計パラメータ

Controller No.	$C_1(h = 0.001\text{m})$	$C_2(h = 0.5\text{m})$	$C_3(h = 0.999\text{m})$
$K_c$	0.1	0.1	0.1
$\tau_I$	0.127	2.828	3.998

にオーバーシュートが発生しないように制御パラメータを調節した. その結果を Table 6 に示す.

#### 4.3.4 制御結果

前述の三つの局所モデルと局所 IMC を用いて制御器を構築し, 制御目標値  $H_{\text{set}}$  を 0.2  $\rightarrow$  0.4 とステップ状に変化させる制御シミュレーションを行った. 結合係数の調節パラメータ  $\beta$  について三つの値 ( $\beta = 10, 100, 1000$ ) の制御応答を見たところ, 結合係数の調節パラメータが  $\beta = 10, \beta = 100$  の結果が  $\beta = 1000$  の結果に比べて良好であったことから 10 と 100 の中間の  $\beta = 50$  を選択した.

前述の通り各局所制御器は設計の元になったモデルが作成された領域において, オーバーシュートを生じないように設計されている. 設定値  $H_{\text{set}}$  を 0.2 m  $\rightarrow$  0.4 m としたときの制御シミュレーション結果と操作量の時間応答を Fig. 31 に示す. Dougherty and Cooper の手法による制御応答は制御開始から 20 min 後の設定値変更において大きなオーバーシュートを生じている. それに対して提案手法は結合係数を調節するパラメータ  $\beta$  を適切に調節することで, オーバーシュートを抑制することができた.

局所制御器  $C_1 - C_3$  を単体で用いて同条件で制御シミュレーションを行った結果を Fig. 32 に示す. 制御結果を見るとオーバーシュートを起こさない制御を行うためには, 制御目標値  $H_{\text{set}}$  が 0 に十分近い場合を除いて, 局所制御器  $C_1$  の算出した局所操作量を操作量に強く反映させない様に結合するべきである. Fig. 33 に,

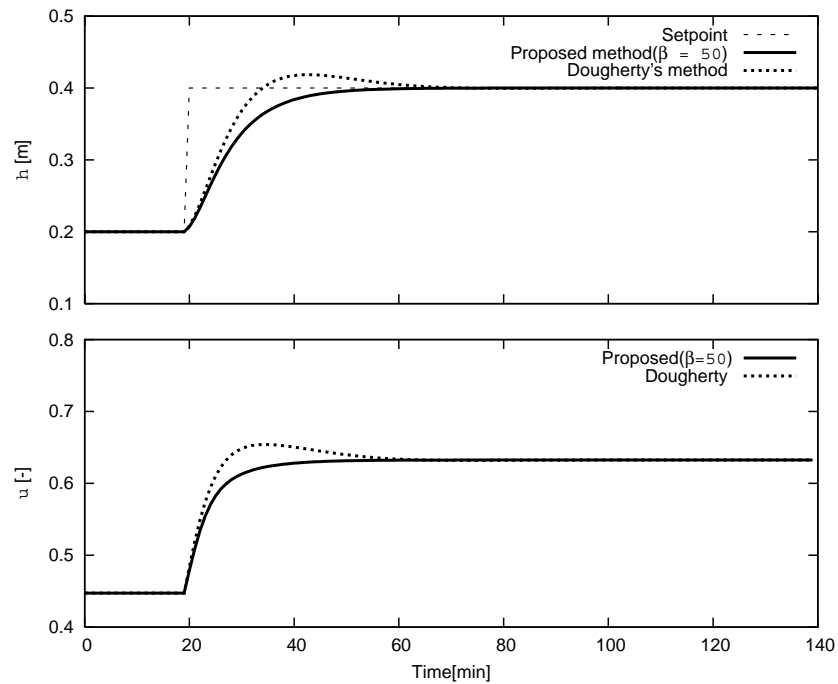


Fig. 31 提案手法と Dougherty らの手法の制御結果の比較 (上段: 出力, 下段: 入力)

提案手法および Dougherty and Cooper の手法による局所制御器の結合係数  $\alpha_i$  の経時変化を示す. Dougherty and Cooper の手法では, 20 min 以降に  $C_1$  の結合係数  $\alpha_1$  が 0 に近くなっていない. その結果, Fig. 31 に見られるようにオーバーシュートが生じたと考えられる. Dougherty and Cooper の手法は, 線形の飽和関数で結合係数を決定しており調整ができないことから,  $H = 0.2 - 0.4$  m の領域において適切な結合係数  $\alpha_i$  を選ぶことが出来ない. 一方, 提案手法はパラメータ  $\beta$  を調節することによって, 結合係数の決定関数を変化させ, オーバーシュートせずに制御を行う事が出来た.

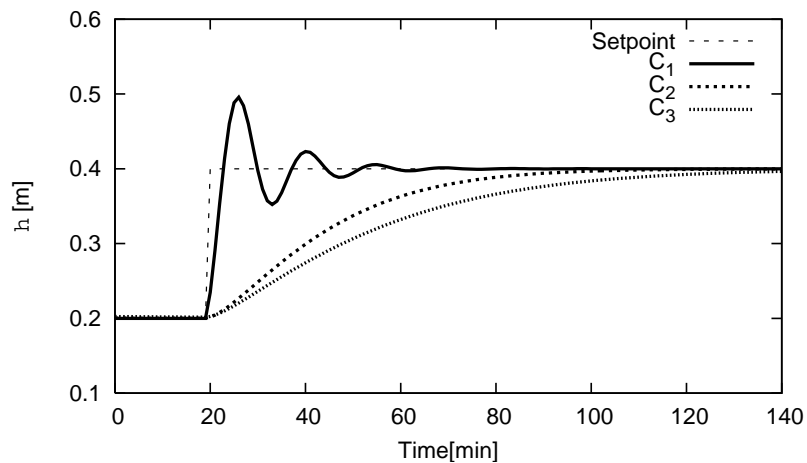


Fig. 32 局所 IMC ( $C_1, C_2, C_3$ ) の制御応答

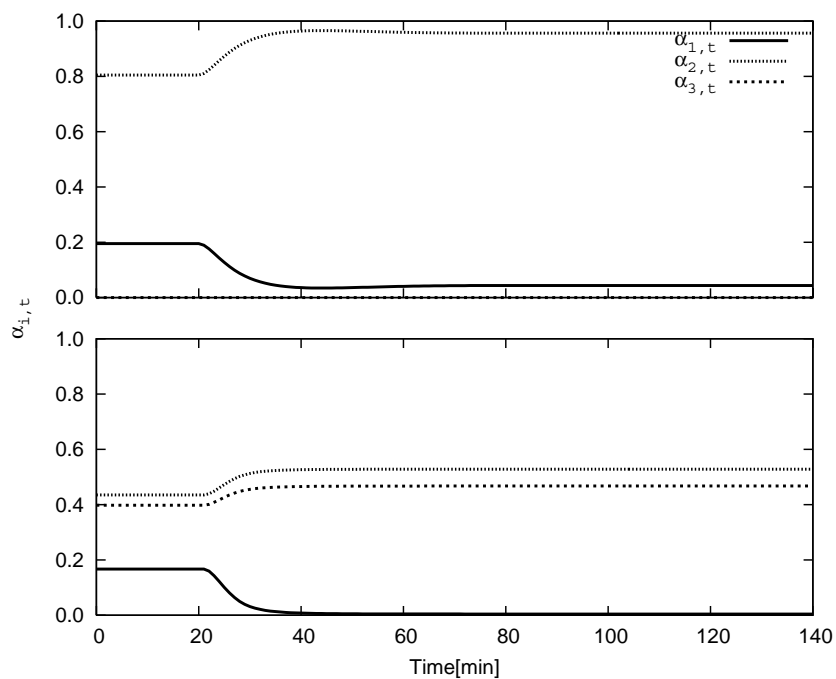


Fig. 33 Dougherty らの手法と提案手法の結合係数  $\alpha_{i,t}$  の比較 (上段: Dougherty らの手法, 下段: 提案手法)

## 4.4 液面変動を伴う CSTR の温度制御問題への適用

本ケーススタディでは、反応器内温度  $T$  と液面高さ  $H$  についての運転条件が変化する CSTR の温度制御問題を通じて本手法の有用性を検討する。

### 4.4.1 対象プロセス

制御対象である液面変動を伴う CSTR を Fig. 34 に示す。溶媒と溶質 A が流量  $F_{in}$ 、濃度  $C_{Ain}$ 、温度  $T_{in}$  で反応器内に連続的に供給され、反応温度  $T$  で一次不可逆発熱反応が起こる。反応生成物は反応器底より流量  $F_{out}$ 、濃度  $C_A$  で抜き出される。反応器内の液面高さ  $H_{set}$  と温度の設定値  $T_{set}$  が運転条件によって変化する。

本対象には四つのコントローラ FC, LC, TC1, TC2 が存在する。コントローラ FC は、バルブ開度  $u_{v1}$  を操作量として  $F_{out}$  を制御する。コントローラ LC は、原料流量  $F_{in}$  を調節して液面高さ  $H$  を制御する。コントローラ TC1 と TC2 は、TC1 をマスター側、TC2 をスレイブ側としたカスケード制御系である。TC1 が反応器内温度の設定値  $T_{set}$  と現在のプロセスの反応器内温度  $T$  から  $T_{jin\ set}$  を算出する。TC2 は熱水流量と冷水流量を操作量として、熱媒体流量  $F_j$  を一定に保ちながら反応器コイル流入温度  $T_{jin}$  を制御する。

本 CSTR の物理モデルを Eq. (39) に示す。物理モデルは反応器内部の熱収支、物質収支からなり、モデル中の反応速度定数はアレニウス型で与えられるものとした。プロセスモデルパラメータを Table 7 に示す。この物理モデルを制御対象プラントの実システムとして取り扱う。

$$\begin{aligned}
 \frac{dH}{dt} &= \frac{F_{in} - F_{out}}{A} \\
 \frac{dAHC_A}{dt} &= F_{in}C_{Ain} - F_{out}C_A - AHkC_A \\
 \frac{dAHT}{dt} &= F_{in}T_{in} - F_{out}T + \frac{AHk\lambda C_A}{\rho C_p} - \frac{UA_h}{\rho C_p}(T - T_j) \\
 \frac{dT_j}{dt} &= \frac{F_j}{V_j}(T_{jin} - T_j) + \frac{UA_h}{\rho_j V_j C_{pj}}(T - T_j) \\
 k &= k_0 \exp\left(\frac{-E}{RT}\right)
 \end{aligned} \tag{39}$$

反応速度定数  $k$  は反応器内温度  $T$  の上昇に伴って指数関数的に増大するため、本

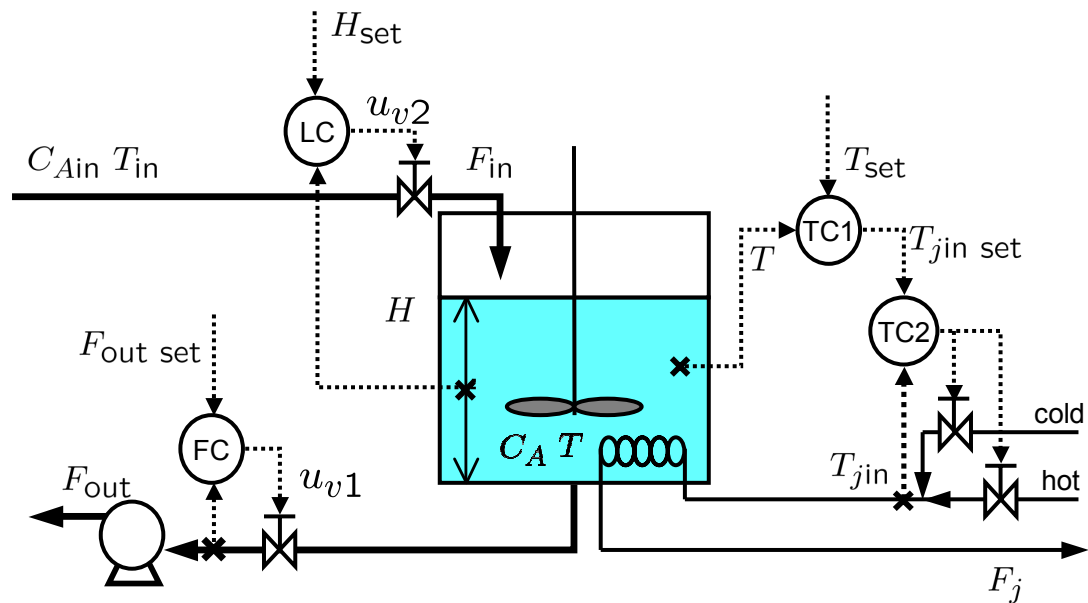


Fig. 34 連続攪拌槽型反応器 (CSTR)

プロセスは反応器内温度  $T$  に対して非線形性が強い。プロセスの動特性を調べる為に、Fig. 35 に 4 つの異なる定常状態から操作量である熱媒流入温度  $T_{jin}$  を 3 K 上昇させた場合の反応器内温度  $T$  のステップ応答を示す。運転領域によって開ループ応答が大きく異なっていることがわかる。

ケーススタディでは、コントローラ FC と TC2 はパーフェクトコントローラ、LC は比例制御器として、提案手法により温度制御器 TC1 を設計することとする。状態量  $\{H, C_A, T, T_j\}$  はすべて観測できるものとし、生産スループットの設定値  $F_{out set}$  と反応速度定数  $k$  以外の物性パラメータは運転条件に依らず一定値であるとする。また、熱水と冷水の混合液である熱媒体流入温度  $T_{jin}$  には Eq. (40) の制約が存在するとした。

$$283 \text{ K} \leq T_{jin} \leq 363 \text{ K} \quad (40)$$

#### 4.4.2 局所モデルの構築と局所制御器の設計

液面高さ  $H$  と反応器温度  $T$  について代表的な運転条件を二つずつ仮定して、それぞれの運転条件において局所モデル  $M_1 - M_4$  を構築した。液面高さ  $H$  につい

Table 7 CSTR のモデルパラメータ

Variable	Value	Unit
$A$	3.14	$\text{m}^2$
$A_h$	12.71	$\text{m}^2$
$C_{Ain}$	8.24	$\text{k mol/m}^3$
$C_p$	$3.14 \times 10^3$	$\text{J/kg K}$
$C_{pj}$	$4.18 \times 10^3$	$\text{J/kg K}$
$E$	69.8	$\text{MJ/k mol}$
$F_j$	0.5	$\text{m}^3/\text{min}$
$F_{out\ set}$	0.05	$\text{m}^3/\text{min}$
$k_0$	$1.18 \times 10^9$	$\text{min}^{-1}$
$R$	8.3145	$\text{J/K} \cdot \text{mol}$
$T_{in}$	294.4	$\text{K}$
$T_{cold}$	283	$\text{K}$
$T_{hot}$	363	$\text{K}$
$U$	$5.11 \times 10^4$	$\text{J/min} \cdot \text{K} \cdot \text{m}^2$
$V_j$	$4.6 \times 10^{-1}$	$\text{m}^3$
$\lambda$	69.8	$\text{MJ/k mol}$
$\rho$	800.9	$\text{kg/m}^3$
$\rho_j$	997.9	$\text{kg/m}^3$

ては  $H = 0.5 \text{ m}$  と  $H = 1.5 \text{ m}$  を代表値とした。また、反応器内温度  $T$  については  $T = 305 \text{ K}$  と  $T = 350 \text{ K}$  を代表値とし、局所制御モデルを構築する際には反応器温度  $T$  が2つの代表値の時の反応速度定数  $k = 0.0013$  と  $k = 0.0452$  を用いた。液面高さの  $H_i$  と、反応器内温度  $T_i$  に対応する反応速度定数  $k_i$  に代表値を用いてモ



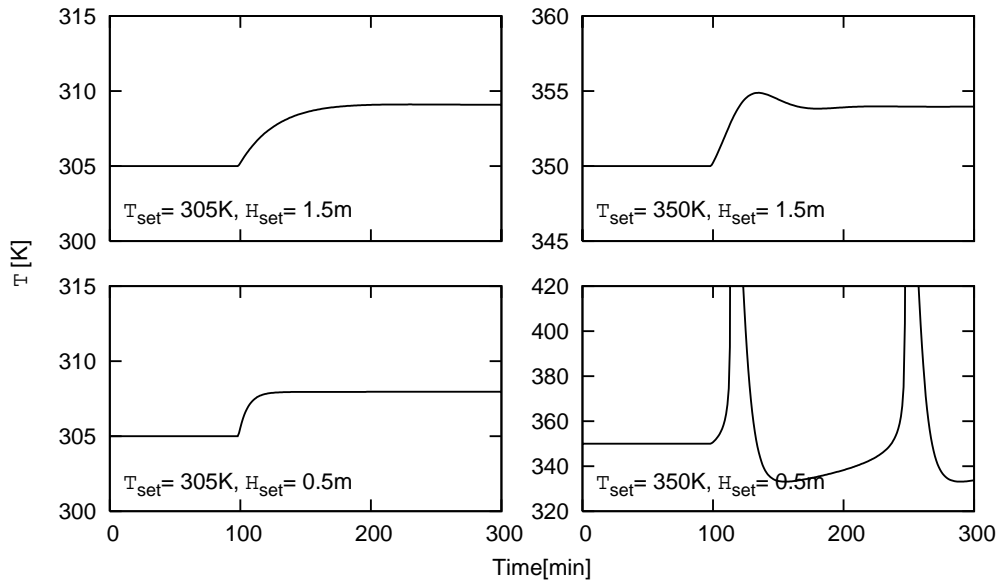


Fig. 35 CSTR のステップ応答

デルを構築すると、局所モデル  $M_i (i = 1, \dots, 4)$  は Eq. (41) となる。

$$\begin{aligned}
 \frac{dC_A}{dt} &= \frac{F_{in}C_{Ain} - F_{out}C_A}{AH_i} - k_i C_A \\
 \frac{dT}{dt} &= \frac{F_{in}T_{in} - F_{out}T}{AH_i} + \frac{k_i \lambda C_A}{\rho C_p} - \frac{UA_h}{\rho AH_i C_p} (T - T_j) \\
 \frac{dT_j}{dt} &= \frac{F_j}{V_j} (T_{jin} - T_j) + \frac{UA_h}{\rho_j V_j C_{pj}} (T - T_j)
 \end{aligned} \tag{41}$$

それぞれのモデル  $M_1 - M_4$  が作られた操作ポイント  $(k_i, H_i)$  と、後に制御シミュレーションを行う運転条件 (① - ④) を Fig. 36 に示す。

これらの四つの局所モデル  $M_1 - M_4$  に基づいて局所制御器  $C_1 - C_4$  を構築した。TC1 によって決定する操作量 (熱媒温度  $T_{jin}$ ) には上下限の制約があり、PID 制御などの単純な制御アルゴリズムで十分な制御性能を得ることは難しいので、局所制御アルゴリズムには操作量制約を考慮したモデル予測制御を用いた。モデル予測制御の評価関数を Eq. (42) に示す。

$$\text{Min}_{u_1, \dots, u_{t+P-1}} J(t) = \sum_{j=1}^P \left\{ \|\hat{y}_{t+j} - r_{t+j}\|_{Q(j)}^2 + \|\Delta u_{t+j-1}\|_{R(j)}^2 \right\} \tag{42}$$

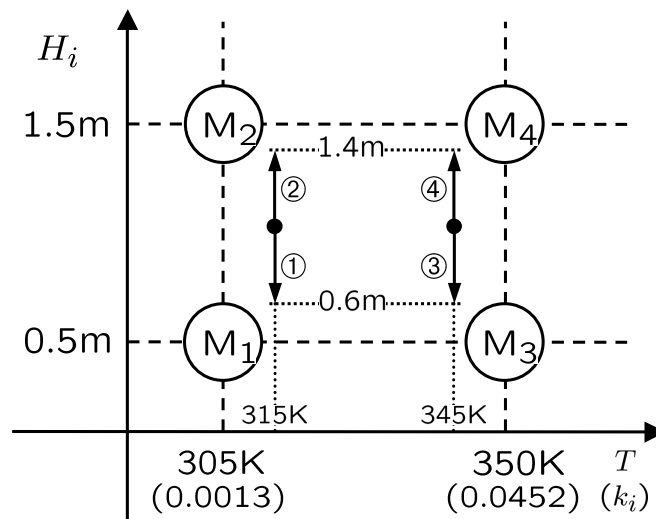


Fig. 36  $M_1 - M_4$  を構築した運転条件と制御シミュレーション条件 (① - ④)

ここで  $\Delta u_{t+j}$  は時刻  $t+j$  における操作量の変化量,  $\hat{y}_{t+j}$  は局所モデルによる制御量の予測値,  $r_{t+j}$  は参照軌道,  $Q(j), R(j)$  は重み行列,  $P$  は制御ホライズンをあらわす. 具体的には, 操作量は  $T_{jin}$ , 制御量は反応器内温度  $T$  である.

参照軌道は Eq. (43) を用いる.

$$y_{R \ t+j} = \Lambda^j y_{set \ t+j} + (1 - \Lambda^j) y_t \quad (j = 1, \dots, P) \quad (43)$$

ここで  $\Lambda$  はモデル予測制御の目標値  $y_{set \ t+j}$  への速応性を調節するパラメータである. モデル予測制御において自由に決める事ができるパラメータは  $P, Q(j), R(j), \Lambda$  であり, 制御シミュレーションでは Table 8 に示す値を用いた.

提案手法により局所制御器  $C_1 - C_4$  をコーディネーションするコントローラ  $C_5$  を構築するとき用いた結合係数の調節パラメータ  $\beta$  は, 3つの値 ( $\beta = 10, 100, 1000$ ) で制御シミュレーションを行って得られた制御応答が最も良い  $\beta = 100$  を選択した.

#### 4.4.3 制御結果

$C_1 - C_4$  の局所制御器を用いて, 反応器温度が, それぞれ 315 K と 345 K で制御された状態で, 液面高さ  $H$  を変更した場合の温度制御シミュレーションを行った.

Table 8 モデル予測制御の制御パラメータ

Parameter	Value	Unit
$P$	10	step
$Q(j)/R(j)$	1000	-
$T_s$	1	min
$\Lambda$	0.9	-

Table 9 シミュレーション条件

Condition ②	Condition ④
$H_{\text{set}} : 1 \rightarrow 1.4\text{m}$	$H_{\text{set}} : 1 \rightarrow 1.4\text{m}$
$T_{\text{set}} : 315\text{K (Constant)}$	$T_{\text{set}} : 345\text{K (Constant)}$
Condition ①	Condition ③
$H_{\text{set}} : 1 \rightarrow 0.6\text{m}$	$H_{\text{set}} : 1 \rightarrow 0.6\text{m}$
$T_{\text{set}} : 315\text{K (Constant)}$	$T_{\text{set}} : 345\text{K (Constant)}$

制御応答のシミュレーション条件を Table 9 にまとめた.  $C_1 - C_4$  を TC1 として用いたときの反応器内温度  $T$  と熱媒温度  $T_{\text{jin}}$  の制御応答を Figs. 37 – 40 に示す. 各図は Table 9 に示した四つのシミュレーション条件に対応している. 各図中の実線は制御量である反応器温度  $T$  (対象軸:左), 破線は操作量である  $T_{\text{jin}}$  (対象軸:右) を示す.

制御性能を客観的に評価するため, Fig. 37 – 40 中にそれぞれの ISE (Integral of Squared Error) の値を示した. ISE は定量的制御性能評価指標のひとつであり次の式で定義される.

$$\text{ISE} = \int_0^L \{T_{\text{set}}(t) - T(t)\}^2 dt \quad (44)$$

ISE は値が小さいほど使用した制御系の制御性能が良いことを意味する. ここでは  $L = 300$  として制御シミュレーションごとに ISE を算出した.

Fig. 37 – 40 の上段左右に示した, 時刻 100 min 後に液面高さの設定値  $H_{\text{set}}$  が 1 m から 1.4 m へと変化した場合について比較した.  $C_1, C_3$  を用いた場合の制御応答結果 (Fig. 37 と 39 の上段) の制御量  $T$  の応答を見ると, 整定するまでに長い時

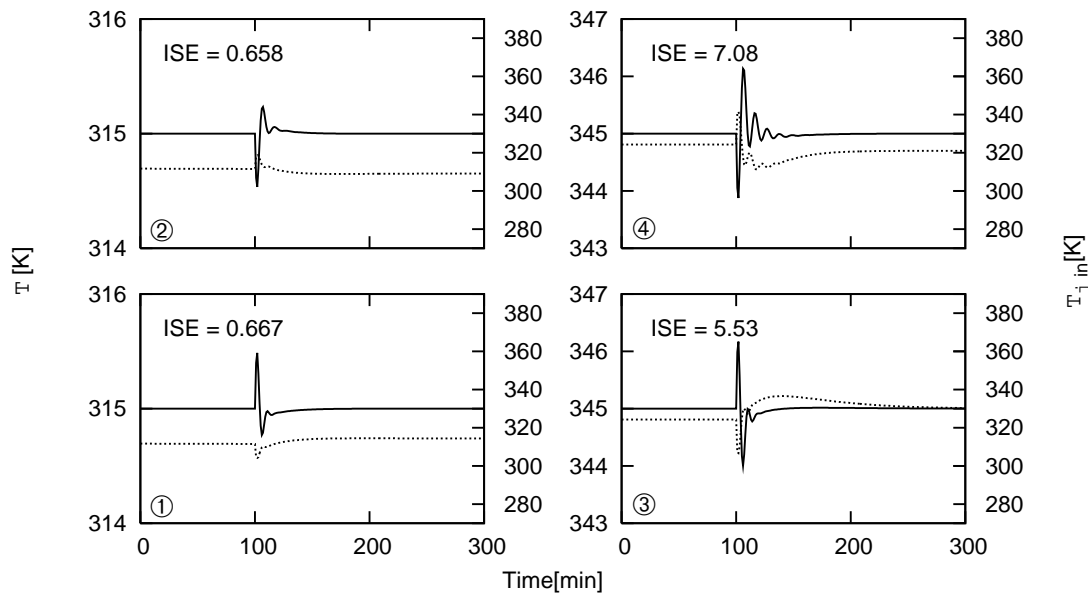


Fig. 37  $C_1$  による制御応答 ( $T$ :実線 (左軸)  $T_{jin}$ :点線 (右軸))

間を要していることがわかる。本制御対象では、液面高さ  $H$  が低い場合は反応器内温度  $T$  を変化させるための操作量  $T_{jin}$  が少なくて済むが、液面高さ  $H$  が高い場合には反応器内温度  $T$  を変化させるのにより大きな操作量  $T_{jin}$  が必要となる。液面高さが高い場合の温度制御に、液面高さが低い場合のモデル ( $M_1, M_3$ ) により構築されたコントローラ  $C_1, C_3$  を用いると、コントローラの出力は過小となり良好な制御性能が得られない。液レベルが高い場合の制御性能評価指標 ISE を見ると、どの反応器内温度の設定値  $T_{set}$  の場合にも  $C_1, C_3$  の制御性能は  $C_2, C_4$  より劣る。

逆に、Fig. 37 – 40 の下段左右に示した、時刻 100 min 後に液面高さの設定値  $H_{set}$  が 1 m から 0.6 m へと変化した場合について比較する。 $C_2, C_4$  を用いた場合の制御応答結果 (Figs. 38, 40 の下段) の制御量  $T$  の応答を見ると不安定になっている。これは、局所制御器  $C_1, C_3$  が液面の高い状態のモデルである局所モデル ( $M_2, M_4$ ) を元に構築されているため、コントローラの出力が過大となるためである。制御性能評価指標 ISE を比較すると、反応器内温度の設定値  $T_{set}$  によらず  $C_2, C_4$  の制御性能は  $C_1, C_3$  より劣る。

局所制御器  $C_1 - C_4$  をコーディネーションする提案手法 ( $C_5$ ) を適用した場合の制御結果を Fig. 41 に示す。各軸、シミュレーション条件、制御性能評価指標 ISE は

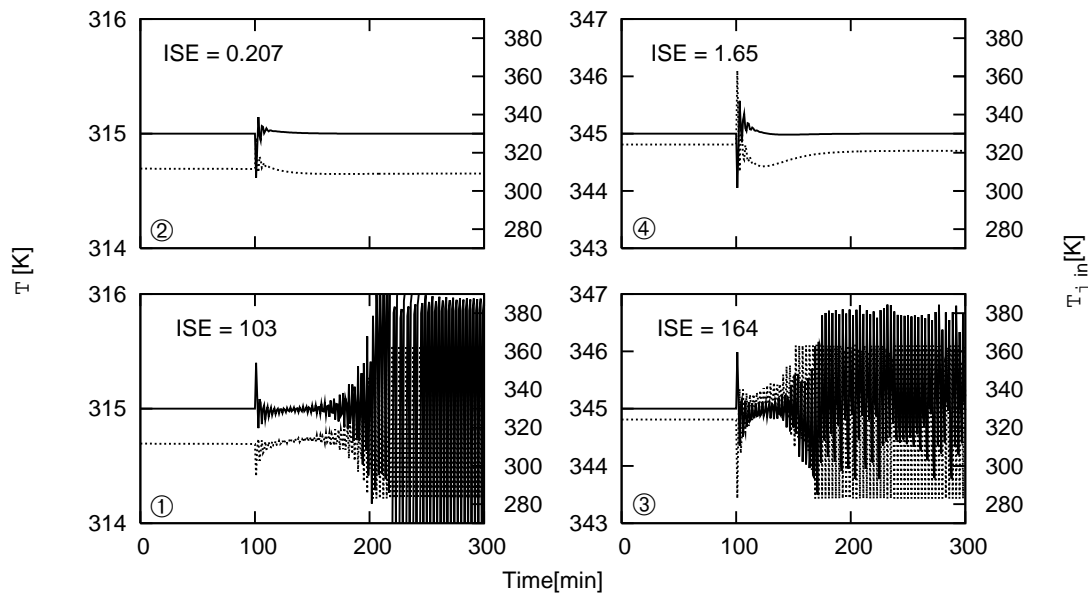


Fig. 38  $C_2$  による制御応答 ( $T$ :実線 (左軸)  $T_{jin}$ :点線 (右軸))

Fig. 37 – 40 と同じである. このときの結合係数  $\alpha_i$  の時間変化を Fig. 42 に示す. 液面高さの設定値  $H_{set}$  が高い場合の ISE を比較すると液面高さが高い領域のモデル  $M_2, M_4$  をもとに構築した  $C_2, C_4$  と比べて制御性能では僅かに劣るものの,  $C_1, C_3$  と比較すると良好な制御を実現できている. また, 液面高さの設定値  $H_{set}$  が低い場合には,  $C_1 - C_4$  を単独で用いるどの場合よりも ISE が小さくなっており, 良い制御性能を実現できた. これは, 結合係数調節パラメータ  $\beta$  を調節することで, 過大な入力を算出するコントローラと過小な入力を算出するコントローラを適切に結合することができ, 制御性能が良くなるような入力を実現できたからである. 複数の局所モデルがあれば, 本手法を用いることで広い運転領域で良好な制御性能が得られることが確認できた.

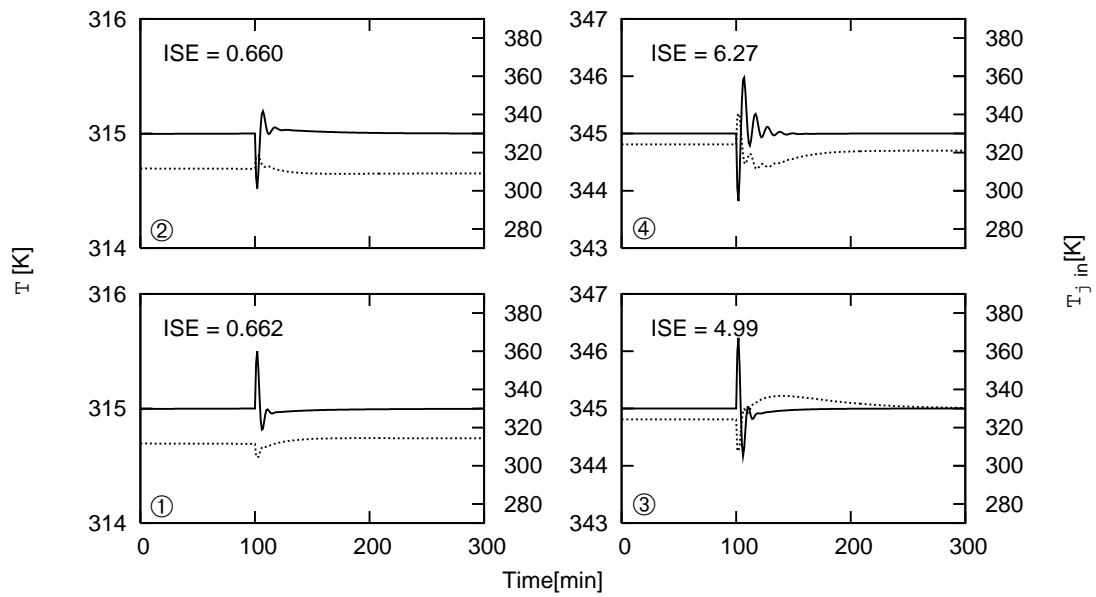


Fig. 39  $C_3$  による制御応答 ( $T$ :実線 (左軸)  $T_{jin}$ :点線 (右軸))

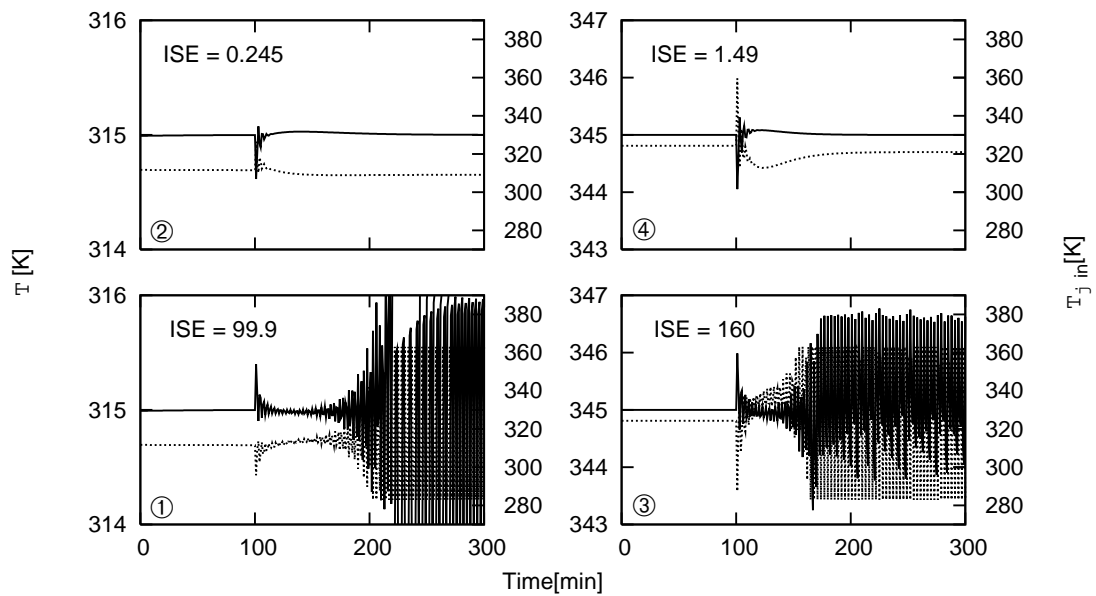


Fig. 40  $C_4$  による制御応答 ( $T$ :実線 (左軸)  $T_{jin}$ :点線 (右軸))

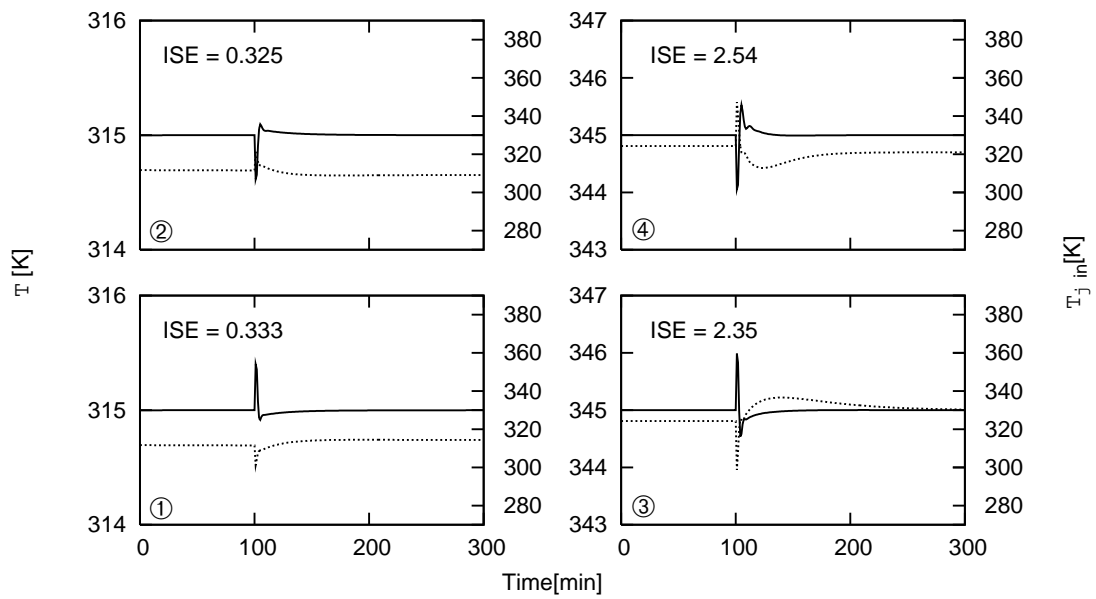


Fig. 41  $C_5$  による制御応答 ( $T$ :実線 (左軸)  $T_{jin}$ :点線 (右軸))

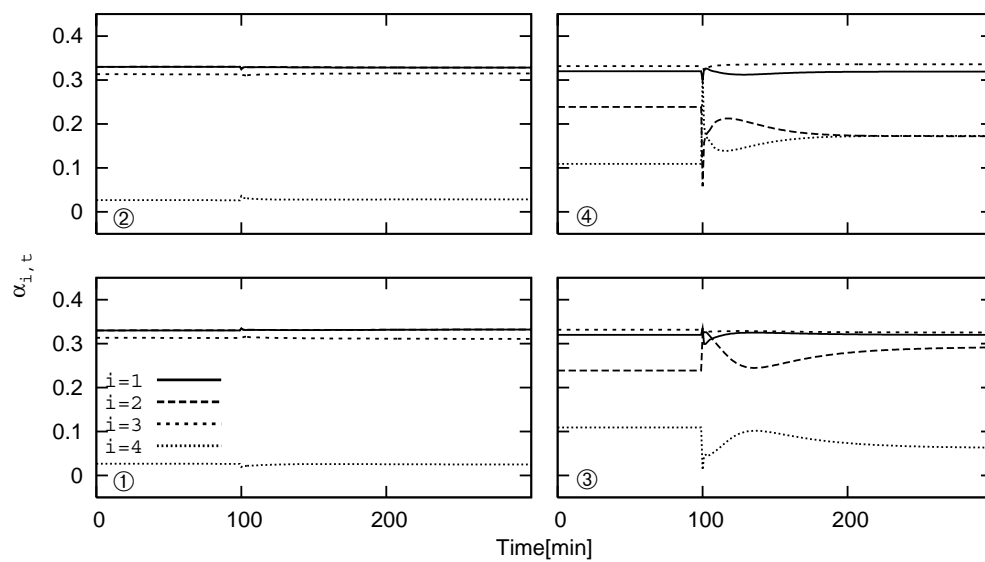


Fig. 42 結合係数  $\alpha_{i,t}$  の経時変化

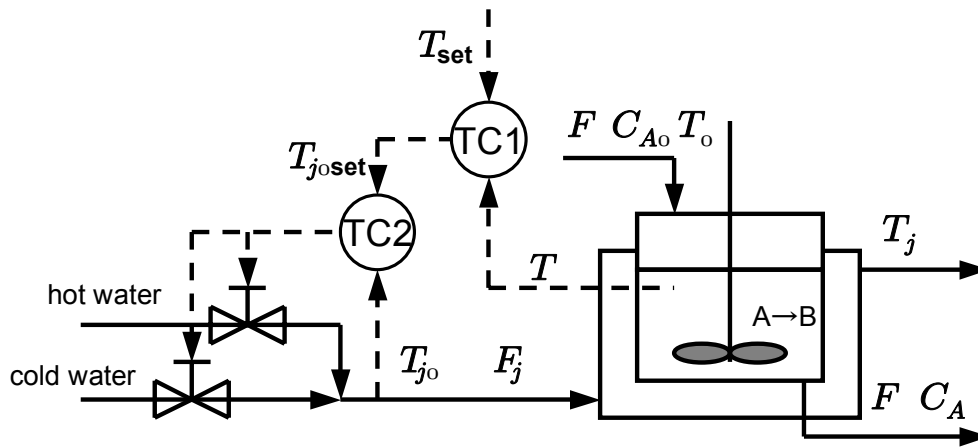


Fig. 43 連続攪拌槽型反応器 (CSTR)

## 4.5 大域モデルを用いた制御器との制御性能比較

提案手法を, 非線形性が強く制御が困難とされるプロセスである CSTR の温度制御問題 [42] に適用し, 大域モデルを用いた制御器 [83] との比較を行う. 完全な物理モデルが存在しなくとも, 複数の局所モデルを複数個用いる事で遜色のない制御ができることを示す.

### 4.5.1 対象プロセス

制御対象である CSTR を Fig. 43 に示す. 溶媒と溶質 A が, 一定流量  $F$ , 濃度  $C_{A0}$  で反応器内に供給される. 反応器内部で一次不可逆発熱反応により製品 B が生産され, 反応器内部の溶質 A の濃度は  $C_A$ , 温度は  $T$  となる. 反応器ジャケットに温度  $T_{j0}$  の熱媒流体を流量  $F_j$  で供給することにより, 反応器と熱交換が行われ, ジャケット温度は  $T_j$  となる. ジャケットに流す熱媒流体は 363K の熱水と 283K の冷水の混合によって作られるため, 実現できる熱媒流体温度は,  $283\text{K} \leq T_{j0} \leq 363\text{K}$  となる.

温度制御シミュレーションでは, 操作量  $u = \{T_{j0}\}$ , 状態量  $x = \{C_A, T, T_j\}$ , 制御量  $y = \{T\}$  とし, 全ての状態量は観測できるものとする. 本プロセスに対して, 反応器内部温度  $T$  を目標温度  $T_{\text{set}}$  に制御するコントローラ TC1 を設計する. Fig. 34 中



のコントローラ TC2 は  $F_j$  を一定に保ちながら TC1 が指示する温度  $T_{j0set}$  を完全に実現できるものと仮定した. 反応がアレニウス型反応速度式に従うとすると, プロセスのダイナミクスは Eq.(45) として定式化できる.

$$\begin{aligned}\frac{dC_A}{dt} &= \frac{FC_{Ain}}{V} - \frac{FC_A}{V} - kC_A \\ \frac{dT}{dt} &= \frac{FT_{in}}{V} - \frac{FT}{V} + \frac{k\lambda C_A}{\rho C_p} - \frac{UA_h(T - T_j)}{\rho V C_p} \\ \frac{dT_j}{dt} &= \frac{F_j T_{jin}}{V_j} - \frac{F_j T_j}{V_j} + \frac{UA_h(T - T_j)}{\rho_j V_j C_{pj}} \\ k &= k_0 \exp\left(\frac{-E}{RT}\right)\end{aligned}\quad (45)$$

以下, Eq.(45) であらされるダイナミクスをプラントモデル  $P$  とする. 以降の制御シミュレーションにおいては, Table 7 に示す初期値と定数を用いた.

#### 4.5.2 局所モデルの構築と局所制御器の設計

Eq.(45) における反応速度定数  $k$  の決定は, 一般に反応実験を行い, アレニウスプロットなどのパラメータ同定作業が必要である. しかし, 実験に手間がかかる上に正確な値が得られないことも多い [16]. そこで本研究では, 反応速度の温度依存性に関する情報を用いずに, 5 つの反応速度定数  $k_i (i = 1, 2, 3, 4, 5)$  を仮定し, これらの  $k_i$  の値を用いて Eq.(46) に示す 5 つの局所線形モデル  $M_i$  を作成した. Table 10 に仮定した  $k_i$  の値を示す. また, 参考として Eq.(45) の第 4 式をもとに計算した  $k_i$  に対応する反応温度  $T$  を示す.

$$\begin{aligned}\frac{dC_A}{dt} &= \frac{FC_{Ain}}{V} - \frac{FC_A}{V} - k_i C_A \\ \frac{dT}{dt} &= \frac{FT_0}{V} - \frac{FT}{V} + \frac{k_i \lambda C_A}{\rho C_p} - \frac{UA_h(T - T_j)}{\rho V C_p} \\ \frac{dT_j}{dt} &= \frac{F_j T_{jin}}{V_j} - \frac{F_j T_j}{V_j} + \frac{UA_h(T - T_j)}{\rho_j V_j C_{pj}}\end{aligned}\quad i = \{1, 2, 3, 4, 5\}\quad (46)$$

本プロセスは, 反応速度定数  $k$  が強い非線形の温度依存性を持つ上に, 操作量の制約があるため, PID などの単純な制御器で十分な制御性能を得ることは難しい.

Table 10 各モデルにおける反応速度定数

Model $M_i$	Rate constant $k$	best fit at
$M_1$	$k = 0$	-
$M_2$	$k = 5 \times 10^{-2}$	351.5K
$M_3$	$k = 10 \times 10^{-2}$	362.0K
$M_4$	$k = 15 \times 10^{-2}$	368.4K
$M_5$	$k = 20 \times 10^{-2}$	373.1K

そこで、局所制御器として、作成した5つの局所モデル  $M_i (i = 1, 2, 3, 4, 5)$  を用いて、操作量制約も考慮できる5つの線形モデル予測制御器  $C_i (i = 1, 2, 3, 4, 5)$  を構築した。モデル予測制御の評価関数を Eq.(47) に示す。

$$\text{Min}_{u_t, \dots, u_{t+P-1}} J(t) = \sum_{j=1}^P \left\{ \|\hat{y}_{t+j} - r_{t+j}\|_{Q(j)}^2 + \|\Delta u_{t+j-1}\|_{R(j)}^2 \right\} \quad (47)$$

ここで  $\Delta u_{t+j-1} = u_{t+j-1} - u_{t+j-2}$  であり、 $u_{t+j}$  は時刻  $t+j$  における操作量を意味する。 $\hat{y}_{t+j}$  はモデルによるプロセスの制御量の予測値、 $r_{t+j}$  は参照軌道、 $Q(j)$ 、 $R(j)$  は重み行列、 $P$  は制御ホライズンをあらわす。参照軌道には Eq.(48) を用いる。

$$r_{t+j} = \Lambda^j y_{\text{set } t+j} + (1 - \Lambda^j) y_t \quad (j = 1, \dots, P) \quad (48)$$

ここで  $\Lambda$  はモデル予測制御の目標値  $y_{\text{set } t+j}$  への速応性を調節するパラメータである。モデル予測制御において自由に決める事ができるパラメータは  $P$ 、 $Q(j)$ 、 $R(j)$ 、 $\Lambda$  である。制御周期、結合係数の決定関数に含まれる調節パラメータ  $\beta$  とともに、シミュレーションで用いたパラメータ値を Table 8 に示す。

#### 4.5.3 局所モデルを1つだけ用いた場合との制御性能比較

局所モデルの代表として 362.0K におけるモデル  $M_3 (k = 10 \times 10^{-2})$  を1つだけ用いた場合と、5つの局所線形モデルを用いた提案手法との性能比較を行った。設定値  $T_{\text{set}}$  は時間経過に伴って 315K から 375K まで Fig. 44 に示すようにステップ状に変化するとした。Fig. 44 に両手法による反応器温度  $T$  の制御結果を、Fig. 45

に反応器温度  $T$  と目標値  $T_{\text{set}}$  の誤差プロットを示す。Fig. 45 から 1 つのモデルを用いた場合 (MPC(model3)), 設定温度が 315K から 355K の領域でオーバーシュートが見られるが, 提案手法を用いた場合 (Proposed method) はオーバーシュートが発生していない。提案したコントローラ・コーディネーションを行うことで, 1 つのモデルを用いた制御器より良好な制御性能を実現できた。

#### 4.5.4 大域モデルを用いた制御器との比較

大域モデルとしてプラントモデル  $P$  を用い, 各制御周期毎にプラントモデル  $P$  を逐次線形化するモデル予測制御 (NMPC)[82] と提案手法との比較を行った。制御設定値  $T_{\text{set}}$  は前節と同様に時間経過に伴って 315K から 375K までステップ状に変化させた。

両手法の反応器温度  $T$  の制御結果を Fig. 47 に示す。構築した 5 つのモデルを用いた提案手法 (Proposed method) による制御応答と, プラントモデル  $P$  に基づく比較手法 (NMPC) による制御応答には, ほとんど差が見られなかった。反応器温度  $T$  と目標値  $T_{\text{set}}$  の誤差を Fig. 48 に示す。提案手法は 200 min から 300 min においてやや収束の遅れが見られるものの, 他の領域においては, ほぼ同等かそれ以上の速応性を示した。代表的な操作条件における局所モデルをもとに構築した制御器を 5 つ組み合わせることで, プラントモデル  $P$  に基づく理想的な制御器と比べても遜色のない制御性能を示すことが確認できた。

実際にはプロセスを完全に表現できるようなモデルを得ることは難しいため, 今回比較対象としたような理想的な制御系を構築することは難しい。しかし複数の局所モデルが利用できる場合, 提案手法を用いることで容易に制御系の構築ができる上, 理想的な制御系を用いる場合と遜色の無い制御性能が実現できる。

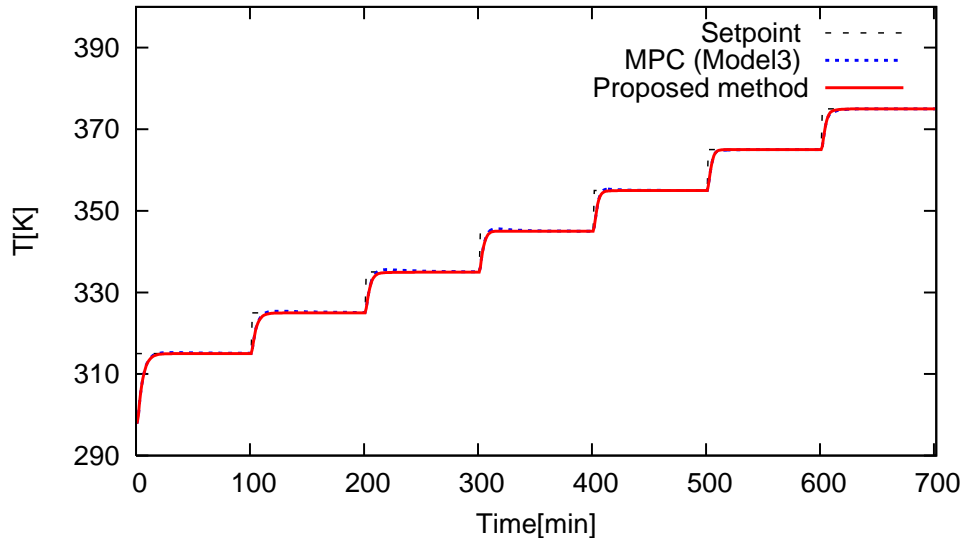


Fig. 44 制御応答の比較 ( $T$ )

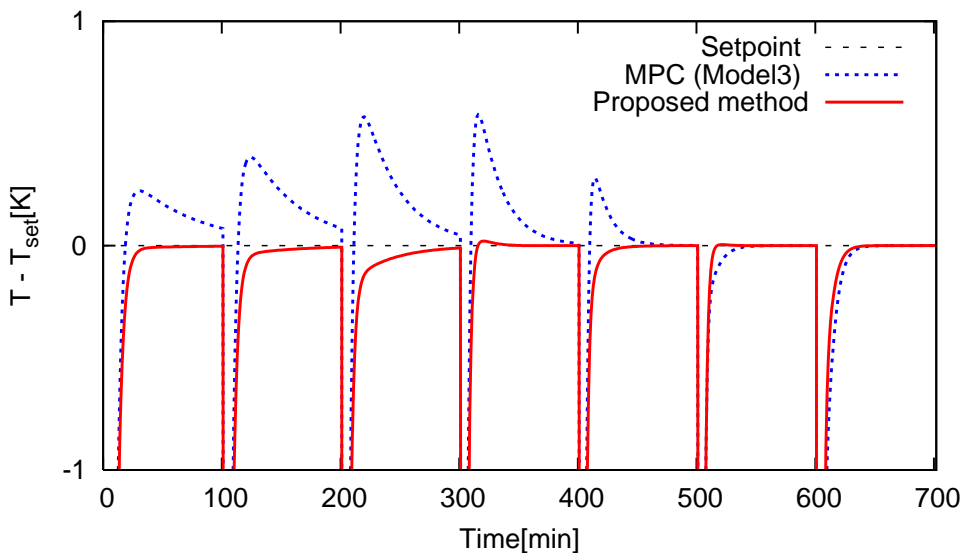


Fig. 45 制御応答の比較 ( $T - T_{set}$ )

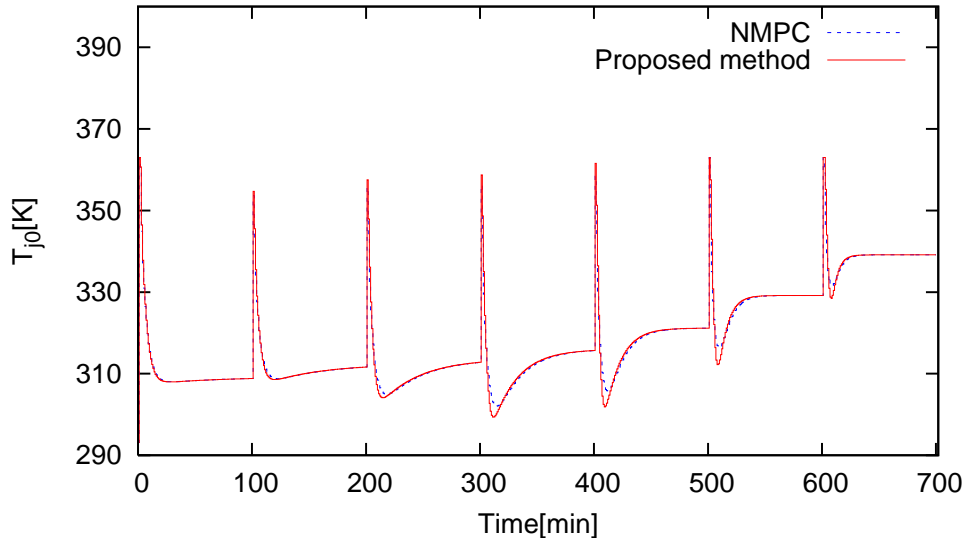


Fig. 46 制御応答の比較 (入力  $T_j$ )

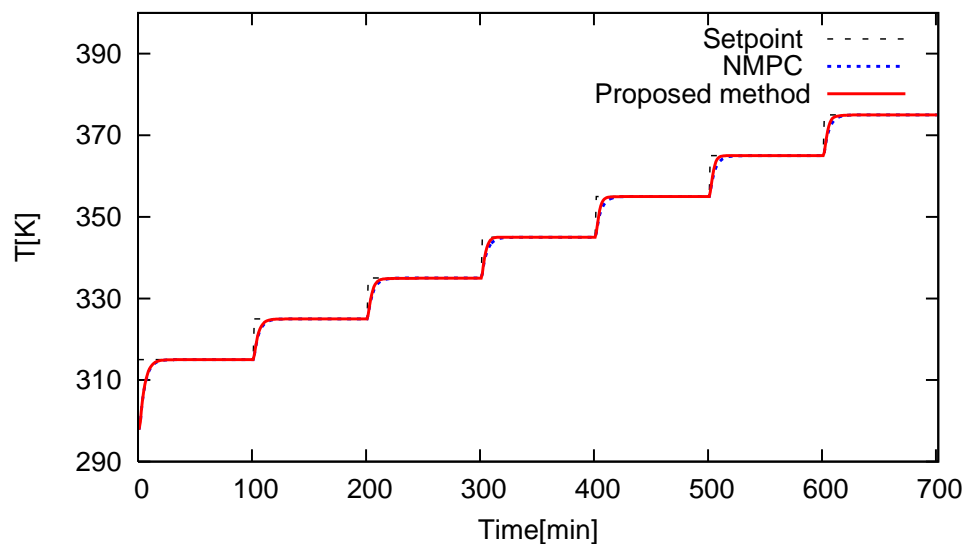


Fig. 47 制御応答の比較 (出力  $T$ )

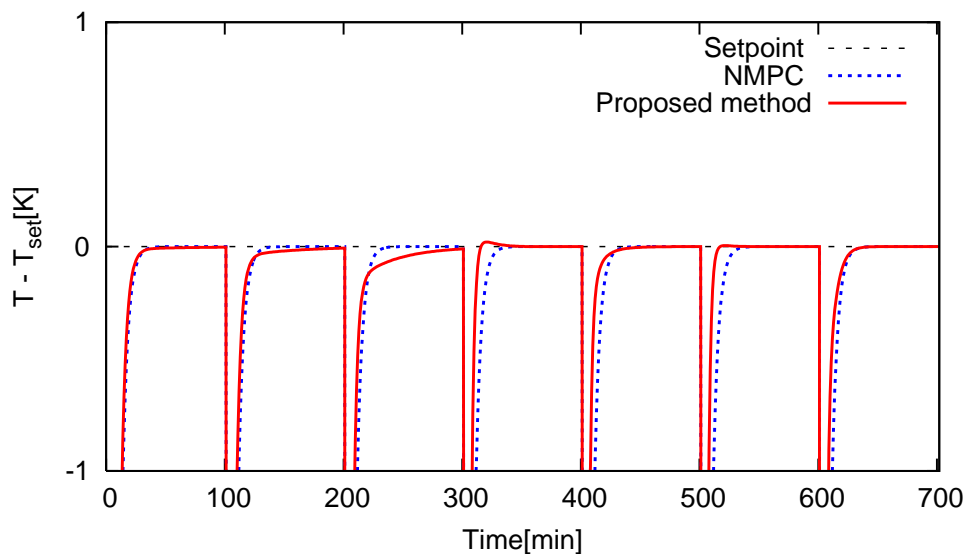


Fig. 48 制御応答の比較 ( $T - T_{set}$ )

## 4.6 結言

本章では、複数の局所モデルに基づいた制御器の新しいコーディネーション法を提案した。提案した手法は、複数の局所制御器が算出する局所操作量をアフィン結合することで操作量を求める。結合係数は、局所モデルによる状態量の推定値と観測値の誤差をもとに、ガウシアンを規格化したソフトマックス関数により決定した。提案手法は、結合係数の調節パラメータを用いて制御応答を制御の目的に合わせて柔軟に調整できる特徴をもつ。あらかじめ局所モデルの数を決める必要はなく、必要に応じて局所制御器を追加することもできる。

Dougherty らの手法を比較したところ、本手法はより良好な制御性能を示した。また、提案手法を生産量変化に伴って液面高さが変化する連続攪拌槽型反応器の温度制御問題に適用した結果、ひとつの局所モデルに基づく制御器と比べて、広い運転領域で良好な制御性能を示す事を確認した。最後に提案手法と制御対象を完全に表現するモデルが使用できる場合と比較し、遜色のない制御性能を示すことを確認した。

## 記号

$A$	= タンクおよび反応器の底面積	[m <sup>2</sup> ]
$A_h$	= 反応器の伝熱面積	[m <sup>2</sup> ]
$c$	= 流出量のパラメータ	[m <sup>3</sup> /min]
$C_A$	= 反応器内の物質 A の濃度	[kmol/m <sup>3</sup> ]
$C_{Ain}$	= 反応器への流入物質 A の濃度	[kmol/m <sup>3</sup> ]
$C_p$	= 反応溶液の比熱	[J/kg K]
$C_{pj}$	= ジャケット流体 (熱媒) の比熱	[J/kg K]
$E$	= 活性化エネルギー	[MJ/kmol]
$F_{in}$	= タンクおよび反応器への流入量	[m <sup>3</sup> /min]
$F_{out}$	= タンクおよび反応器からの流出量	[m <sup>3</sup> /min]
$F_j$	= ジャケット流体 (熱媒) の流入/流出量	[m <sup>3</sup> /min]
$H$	= タンクおよび反応器の液面高さ	[m]
$H_{set}$	= 液面高さ $H$ の制御目標値	[m]
$k_0$	= 頻度因子	[1/min]
$K_c$	= IMC の比例ゲイン	[-]
$P$	= 予測区間	[step]
$Q(j), R(j)$	= モデル予測制御評価関数の重み行列	[-]
$R$	= 気体定数	[J/K kmol]
$T$	= 反応器内温度	[K]
$T_{in}$	= 反応溶液の流入温度	[K]
$T_j$	= ジャケット流体 (熱媒) の温度	[K]
$T_{jin}$	= ジャケット流体 (熱媒) の流入温度	[K]
$T_{hot}$	= 熱水の温度	[K]
$T_{cold}$	= 冷水の温度	[K]
$T_s$	= 制御周期	[min]
$T_{set}$	= 反応器内温度の制御目標値	[K]



$U$	= 総括伝熱係数	[J/min K m <sup>2</sup> ]
$u_{i,t}$	= 局所制御器 $C_i$ による局所制御入力	
$V$	= 反応器の体積	[m <sup>3</sup> ]
$V_j$	= ジャケットの体積	[m <sup>3</sup> ]
$\hat{x}_{i,t}$	= 状態量の推定値	
$x_i$	= 状態量の観測値	
$\alpha_{i,t}$	= 局所制御入力 $u_{i,t}$ の重み	[-]
$\beta$	= 結合係数調節パラメータ	[-]
$\Lambda$	= 参照軌道パラメータ	[-]
$\lambda$	= 反応熱	[MJ/kmol]
$\rho$	= 反応溶液の密度	[kg/m <sup>3</sup> ]
$\rho_j$	= ジャケット流体 (熱媒) の密度	[kg/m <sup>3</sup> ]
$\tau_I$	= IMC の積分ゲイン	[min]

## 5. 結論

プロセス制御では、従来多く対象としてきた運転条件がほとんど変化しない定常運転の自動化のみならず、頻繁に運転条件が変化する場合の安定運転や緊急対応操作などの非定常運転の自動化が求められてきている。しかし、化学プロセスは強い非線形性、多様な外乱、プロセス特性の変化などの特徴を有しており、定常状態を対象とした従来の線形制御系の構成をそのまま適用しても広い運転領域をカバーできない場合が多い。特に、運転条件が頻繁に変更されるプロセスではダイナミクスが大きく変化する場合も多く、このような対象の広い運転領域におけるダイナミックモデルを構築することは制御系の設計において大きな負担となっている。一方で、すでに代表的な運転条件での運転データや物理モデルをもとに局所的なダイナミクスモデルが作られている場合も多く、これらのモデルを積極的に活用した広い運転領域をカバーできる汎用的な制御手法が考案できればその意味は大きい。

検討を行った結果、単一の運転条件における局所モデルが利用できる場合には、ロバスト安定性を調節した複数個のモデル予測制御器を組み合わせることで運転条件に応じて使い分ける方法が有効であると考えた。一方、複数の代表的な運転条件における局所モデルが使用できる場合には、制御系構築の容易さから複数の局所モデルごとにモデルベース制御器を構築して組み合わせる手法がより実用的であると考えた。これらの知見から、本論文ではそれぞれのケースにおいて広い運転領域をカバーできる有効な制御手法として二つの新しい方法を提案した。

第3章では、単一のモデルしか利用できない場合に、異なる評価関数の重みパラメータを持つ複数のモデル予測制御器を設計しておき、これらを並列に並べてコーディネーションする手法を提案した。この手法を設定温度が頻繁に変化する化学反応器の温度制御に適用したところ、重みパラメータを固定したモデル予測制御器を単独で用いて制御する場合と比べて良好な制御性能がえられることが明らかになった。さらに、評価関数の重みパラメータを状態によって直接スケジューリングする手法との比較を行い、ほぼ同様の制御性能が得られることも明らかにした。これらの結果から、第3章で提案した手法は、単一の局所モデルが利用できる場合の

広い運転領域をカバーできる一つの制御手法として有用であることを示した。

第4章では、複数の局所モデルが使用できる場合に、広い運転領域をカバーする手法として、複数の局所モデルを用いて制御器を設計して並列に並べ、局所モデルと実プロセスの誤差の大きさに基づいてこれらをコーディネーションする方法を提案した。本手法を非線形ダイナミクスを有する液面高さ制御に適用した結果、Doughertyらの提案するコーディネーション法よりも良好な制御性能が得られることが明らかになった。さらに、液面高さと同温の二つの運転条件が大きく変化する化学反応器の温度制御に適用し、複数の運転条件が変化する場合における本手法の有効性も明らかにした。最後に、非線形モデルをそのまま用いる理想的な制御手法との制御性能比較を行い、ほぼ同等の制御性能が得られることを明らかにした。これらの結果から、第4章で提案した手法は、複数の局所モデルが使用できる場合の広い運転領域をカバーする一つの制御手法として有用であることを示した。

本論文で提案した二つの手法は、限られた運転条件における局所モデルしか利用できない場合でも、広い運転領域をカバーするための方法を示したものである。発想がシンプルで理解しやすく、モデルの形式を選ばないため実装が容易であることから、本手法は実プロセスの制御でも十分に受け入れられうるものであると考えられる。また、両手法はそれぞれ単独で用いても効果が期待できるが、両手法を組み合わせることで広い運転領域をカバーできるより汎用性の高い制御系が実現できると考えられる。両手法の融合については今後の検討課題としたい。

## 謝辞

本論文は東北大学工学研究科博士前期課程および奈良先端科学技術大学院大学博士後期課程での研究の成果をまとめたものであります。本研究を進めるにあたりまして終始丁寧にご指導をいただきました奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科 システム制御・管理講座 教授 西谷 紘一 先生, 副指導教員として有益な御助言をいただきました 応用システム科学講座 教授 杉本 謙二 先生, いつも親身になって相談に乗ってくださいました システム制御・管理講座 准教授 野田 賢 先生に深く感謝いたします。

また, 終始あたたかく見守ってくださいました 東北大学 名誉教授 松本 繁 先生, 大学及び博士前期課程時代に直接ご指導いただきました 東京農工大学 工学部 化学システム工学科 教授 山下 善之 先生, 様々なご指摘をいただきました 東北大学 大学院工学研究科 前講師 吉田 雅俊 先生, 研究のみならずあらゆる面でお世話になりました 故・鹿内 良将 工学博士 に深く感謝いたします。

様々なご助言, ご協力をいただきました, システム制御・管理講座 助教 小坂 洋明 先生, 中村 文一 先生, 特任助教 竹本 雅憲 先生, 研究外作業でサポートくださいました 秘書 青盛 まどか 様, 学会およびインターンシップでお世話になりました先生方, 企業の皆様方, そして世話になった研究室の研究生, 学生の皆様にお礼申し上げます。

最後に, あらゆる面で支えてくれた家族や友人に心から感謝します。

## 参考文献

- [1] A. A. Linninger, S. Chowdhry, V. Bahl, H. Krendl, and H. Pinger. A systems approaches to mathematical modeling of industrial processes. *Computers and Chemical Engineering*, Vol. 24, pp. 591 – 598, 2000.
- [2] A. Banerjee, Y. Arkun, B. Ogunnaike, and R. Pearson. Estimation of nonlinear systems using linear multiple models. *AIChE Journal*, Vol. 43, pp. 1204 – 1226, 1997.
- [3] Adhemar de B. Fontes, André Laurindo Maitelli, and Anderson Luiz de Oliveira Cavalcanti. Generalized predictive control based in multivariable bilinear multi-model. In *8th International IFAC Symposium on Dynamics and Control of Process Systems preprints*, Vol. 3, pp. 91 – 96, 2007.
- [4] A. Hotch and A. J. Isaksson. A modified index for control performance assessment. *journal of process control*, Vol. 9, pp. 475 – 483, 1999.
- [5] Andreas S. Weigend, Morgan Mangeas, and Ashok N. Srivastava. Nonlinear gated experts for time series discovering regimes and avoiding overfitting. *International Journal of Neural Systems*, Vol. 6, pp. 373 – 399, 1995.
- [6] B. Aufderheide and B. W. Bequette. Extension of dynamic matrix control to multiple models. *Computers and Chemical Engineering*, Vol. 27, pp. 1079 – 1096, 2003.
- [7] Benyamin Grosman and Daniel R. Lewin. Automated nonlinear model predictive control using genetic programming. *Computers and Chemical Engineering*, Vol. 26, pp. 631 – 640, 2002.
- [8] B. R. Maner, F. J. Doyle III, B. A. Ogunnaike, and R. K. Pearson. Nonlinear model predictive control of a simulated multivariable polymerization reactor using second-order volterra models. *Automatica*, Vol. 32, pp. 1285 – 1301, 1996.

- [9] Carlos E. Garcia and Manfred Morari. Internal model control. 1.a unifying review and some new results. *Industrial and Engineering Chemistry Process Design and Development*, Vol. 21, pp. 308 – 323, 1982.
- [10] Ch. Venkateswarlu and K. Venkat Rao. Dynamic recurrent radial basis function network model predictive control of unstable nonlinear processes. *Chemical Engineering Science*, Vol. 60, pp. 6718 – 6732, 2005.
- [11] Chyi-Tsong Chen. Direct adaptive control of chemical process systems. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, Vol. 40, pp. 4121 – 4140, 2001.
- [12] C. R. Cutler and B. L. Ramaker. Dynamic matrix control – a computer control algorithm. *AIChE 86th National Meeting*, Houston, 1979.
- [13] C. R. Porfírio, E. Almeida Neto, and D. Odloak. Multi-model predictive control of an industrial C3/C4 splitter. *Control Engineering Practice*, Vol. 11, pp. 765 – 779, 2003.
- [14] Daniel E. Rivera, Manfred Morari, and Sigurd Skogestad. Internal model control. 4.pid controller design. *Industrial and Engineering Chemistry Process Design and Development*, Vol. 25, pp. 252 – 265, 1986.
- [15] D. Dougherty and D. Cooper. A practical multiple model adaptive strategy for single-loop mpc. *Control Engineering Practice*, Vol. 11, pp. 141 – 159, 2003.
- [16] D. E. Seborg, T. F. Edgar, and D. A. Mellichamp. *Process Dynamics and Control*. John Wiley and Sons Inc., New York, USA, 1989.
- [17] D. Goldfarb and A. Idnani. A numerically stable dual method for solving strictly convex quadratic programs. *Mathematical Programming*, Vol. 27, pp. 1 – 33, 1983.
- [18] Dimitris C. Psychogios and Lyle H. Ungar. Direct and indirect model based control using artificial neural networks. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, Vol. 30, pp. 2564 – 2573, 1991.

- [19] D. J. Leith and W. E. Leithead. Survey of gain-scheduling analysis and design. *International Journal of Control*, Vol. 73, pp. 1001 – 1025, 2000.
- [20] D. L. Yu and J. B. Gomm. Implementation of neural network predictive control to multivariable chemical reactor. *Control Engineering Practice*, Vol. 11, pp. 1315 – 1323, 2003.
- [21] D. Sabarbaro, V. Lazo, and F. Hernaiz. Modelling a chlorination tower: a multiple model approach. *Journal of Process Control*, Vol. 12, pp. 303 – 309, 2002.
- [22] Edgar Perea-Lopéz, B. Erik Ydstie, and Ignacio E. Grossmann. A model predictive control for supply chain optimization. *Computers and Chemical Engineering*, Vol. 27, pp. 1201 – 1218, 2003.
- [23] E. J. Molga. Neural network approach to support modelling of chemical reactors: problems, resolutions, criteria of application. *Chemical Engineering and Processing*, Vol. 42, pp. 675 – 695, 2003.
- [24] Emrod Elisante, Gade Pandu Rangaiah, and Srinivas Palanki. Robust controller synthesis for multivariable nonlinear systems with unmeasured disturbances. *Chemical Engineering Science*, Vol. 59, pp. 977 – 986, 2004.
- [25] E. P. Nahas, M. A. Henson, and D. E. Serborg. Nonlinear internal model control strategy for neural network models. *Computers and Chemical Engineering*, Vol. 16, pp. 1039 – 1057, 1992.
- [26] Farouq S. Mjalli. Neural network model-based predictive control of liquid - liquid extraction contactors. *Chemical Engineering Science*, Vol. 60, pp. 239 – 253, 2005.
- [27] F. J. Doyle III, A. K. Packard, and M. Morari. Robust controller design for a nonlinear CSTR. *Chemical Engineering Science*, Vol. 44, pp. 1929 – 1947, 1989.

- [28] F. Xaumier, M.-V. Le Lann, M. Cabassud, and G. Casamatta. Experimental application of nonlinear model predictive control: temperature control of an industrial semi-batch pilot-plant reactor. *Journal of Process Control*, Vol. 12, pp. 687 – 693, 2002.
- [29] Gundale Mangesh Murlidhar and Amiya Kumar Jana. Nonlinear adaptive control algorithm for a multicomponent batch distillation column. *Chemical Engineering Science*, Vol. 62, pp. 1111 – 1124, 2007.
- [30] H. Seki, M. Ogawa, S. Ooyama, K. Akamatsu, M. Ohshima, and Wang Yang. Industrial application of a nonlinear model predictive control to polymerization reactors. *Control Engineering Practice*, Vol. 9, pp. 819 – 828, 2003.
- [31] Huizhong Yang, Jiang Li, and Feng Ding. A neural network learning algorithm of chemical modeling based on the extended kalman filter. *Neurocomputing*, Vol. 70, pp. 625 – 632, 2007.
- [32] Ioannis Douratsos and J. Barry Gomm. Neural network based model reference adaptive control for processes with time delay. *International Journal of Information and Systems Sciences*, Vol. 3, pp. 161 – 179, 2007.
- [33] James J. Govindhasamy, Seán F. McLoone, George W. Irwin, John J. French, and Richard P. Doyle. Neural modelling control and optimisation of an industrial grinding process. *Control Engineering Practice*, Vol. 13, pp. 1243 – 1258, 2005.
- [34] Jay H. Lee and N. Lawrence Ricker. Extended kalman filter based nonlinear model predictive control. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, Vol. 33, pp. 1530 – 1541, 1994.
- [35] J. D. Morningred, B. E. Paden, and D. A. Mellichamp. An adaptive nonlinear predictive controller. *Chemical Engineering Science*, Vol. 47, pp. 755 – 762, 1992.



- [36] J. D. Morningred, D. A. Mellichamp, and D. E. Seborg. Experimental evaluation of a multivariable adaptive nonlinear predictive controller. *Journal of Process Control*, Vol. 3, pp. 125 – 134, 1993.
- [37] Jin Wang. Sensitivity identification enhanced control strategy for nonlinear process systems. *Computers and Chemical Engineering*, Vol. 27, pp. 1631 – 1640, 2003.
- [38] Jongku Lee and Sunwon Park. Adaptive model predictive control for unstable nonlinear process. *Journal of Chemical Engineering of Japan*, Vol. 27, pp. 760 – 767, 1994.
- [39] J. Richalet, A. Rault, J. L. Testud, and J. Papon. Model predictive heuristic control: applications to industrial processes. *Automatica*, Vol. 14, pp. 413 – 428, 1978.
- [40] K.-U. Klatt and S. Engell. Gain-scheduling trajectory control of a continuous stirred tank reactor. *Computers and chemical engineering*, Vol. 22, pp. 491 – 502, 1998.
- [41] Keat-Choon Goh, Fen Wu, and Steve Walsh. Control design for nonlinear process models using linear robust control methods: An FCCU example. *Computers and Chemical Engineering*, Vol. 21(Suppl.), pp. 595 – 600, 1997.
- [42] K. Yamura Rani and K. Gangiah. Nonlinear dynamic matrix control of an open-loop unstable process with least-squares minimization for constraints. *Chemical Engineering Science*, Vol. 46(5/6), pp. 1520 – 1525, 1991.
- [43] L. A. C. Meleiro and R. Maciel Filho. A self-tuning adaptive control applied to an industrial large scale ethanol production. *Computers and chemical engineering*, Vol. 24, pp. 925 – 930, 2000.
- [44] Leyla Özkan, Mayuresh V. Kothare, and Christos Georgakis. Model predictive control of nonlinear systems using piecewise linear model. *Computers and*

- Chemical Engineering*, Vol. 24, pp. 793 – 799, 2000.
- [45] Leyla Özkan, Mayuresh V. Kothare, and Christos Georgakis. Control of a solution copolymerization reactor using multi-model predictive control. *Chemical Engineering Science*, Vol. 58, pp. 1207 – 1221, 2003.
- [46] Michael A. Henson. Nonlinear model predictive control: current status and future directions. *Computers and Chemical Engineering*, Vol. 23, pp. 187 – 202, 1998.
- [47] M. Morari and Jay H. Lee. Model predictive control; past, present and future. *Computers and Chemical Engineering*, Vol. 23, pp. 667 – 682, 1999.
- [48] Mohamed Azlan Hussain. Review of the applications of neural networks in chemical process control – simulation and online implementation. *Artificial Intelligence in Engineering*, Vol. 13, pp. 55 – 68, 1999.
- [49] Mohieddine Jelali. An overview of control performance assessment technology and industrial applications. *Control Engineering practice*, Vol. 14, pp. 441 – 466, 2006.
- [50] Ning Li, Shao-Yuan Li, and Yu-Geng Xi. Multi-model predictive control based on the Takagi-Sugeno fuzzy models: a case study. *Information Sciences*, Vol. 165, pp. 147 – 263, 2004.
- [51] O. Kahrs and W. Marquardt. Incremental identification of hybrid process models. *Computers and Chemical Engineering (article in press)*, 2007. doi:10.1016/j.compchemeng.2007.02.014.
- [52] O. Kahrs and W. Marquardt. The validity domain of hybrid models and its application in process optimization. *Chemical Engineering and Processing*, Vol. 46, pp. 1054 – 1066, 2007.
- [53] Po-Feng Tsai, Ji-Zheng Chu, Shi-Shang Jang, and Shyan-Shu Shieh. Developing a robust model predictive control architecture through regional knowledge

- analysis of artificial neural networks. *Journal of Process Control*, Vol. 13, pp. 423 – 435, 2003.
- [54] Primit Sarma and Raghunathan Rengaswamy. Multivariable gain scheduled fuzzy logic control of a fluidized catalytic cracker unit. *Computers and Chemical Engineering*, Vol. 24, pp. 1083 – 1089, 2000.
- [55] R. B. Boozarjomehry and W. Y. Svrcek. Automatic design of neural network structure. *Computers and Chemical Engineering*, Vol. 25, pp. 1075 – 1088, 2001.
- [56] R. H. Nyström, K. V. Sandström, T. K. Gustafsson, and H. T. Toivonen. Multimodel robust control applied to a pH neutralization process. *Computers and Chemical Engineering*, Vol. 22(Suppl.), pp. 467 – 474, 1998.
- [57] Richard B. McLain and Michael A. Henson. Principal component analysis for nonlinear model reference adaptive control. *Computers and Chemical Engineering*, Vol. 24, pp. 99 – 110, 2000.
- [58] R. K. Al Seyab and Yi Cao. Differential recurrent neural network based predictive control. *Computers and Chemical Engineering (article in press)*, 2007.
- [59] Shaohua Tan, Chang-Chieh Hang, and Joo-Siong Chai. Gain scheduling: from conventional to neuro-fuzzy. *Automatica*, Vol. 33, pp. 411 – 419, 1997.
- [60] S. Joe Qin and Thomas A. Badgwell. A survey of industrial model predictive control technology. *Control Engineering Practice*, Vol. 11, pp. 733 – 764, 2003.
- [61] Stavros Papadokonstantakis, Stephan Machefer, Klaus Schnitzlein, and Argyrios I. Lygeros. Variable selection and data pre-processing in NN modelling of complex chemical process. *Computers and Chemical Engineering*, Vol. 29, pp. 1647 – 1659, 2005.

- [62] T. A. Johansen and B. A. Foss. Operating regime based process modeling and identification. *Computers and Chemical Engineering*, Vol. 21, pp. 159 – 176, 1997.
- [63] Timothy D. Knapp, Hector M. Budman, and Gordon Broderick. Adaptive control of cstr with a neural network model. *Journal of Process Control*, Vol. 11, pp. 53 – 68, 2001.
- [64] T. J. Harris, C. T. Seppala, and L. D. Desborough. A review of performance monitoring and assessment techniques for univariate and multivariate control systems. *Journal of process control*, Vol. 9, pp. 1 – 17, 1999.
- [65] Venugopal G. Krishnapura and Arthur Jutan. A neural adaptive controller. *Chemical Engineering Science*, Vol. 55, pp. 3803 – 3812, 2000.
- [66] V. G. Krishnapura and A. Jutan. A neural adaptive controller. *Chemical Engineering Science*, Vol. 55, pp. 3803 – 3812, 2000.
- [67] Wenlin Wang, Daniel E. Rivera, and Karl G. Kempf. Model predictive control strategies for supply chain management in semiconductor manufacturing. *International journal of production economics*, Vol. 107, pp. 56 – 77, 2007.
- [68] 赤羽. ファインケミカルのプラントエンジニアリング. シーエムシー出版, 2003.
- [69] 赤松, 島廻, 小河. 制御性能とチューニング. *化学工学*, Vol. 65, pp. 665 – 668, 2001.
- [70] 伊藤. 産業制御シリーズ9 化学産業における制御. コロナ社, 2002.
- [71] 内田. ゲインスケジューリング. *計測と制御*, Vol. 34, pp. 182 – 187, 1995.
- [72] 大嶋, 佐伯. 化学プロセスの制御のためのモデリングの基礎. 多モデル理論のための制御モデルの収集と整理に関する研究 平成8年度科学研究費補助金(基盤研究(C)(1)企画調査)研究成果報告書, pp. 30 – 36, 1997.

- [73] 大嶋. システム制御工学シリーズ 14 プロセス制御システム. コロナ社, 2003.
- [74] 大嶋, 小河. モデル予測制御 – I – 基礎編 : 発展の歴史と現状. システム/制御/情報, Vol. 46, pp. 286 – 293, 2002.
- [75] 大嶋, 関. モデル予測制御 – V – 非線形モデル予測制御. システム/制御/情報, Vol. 47, pp. 52 – 57, 2003.
- [76] 大寶. 化学プラントの制御性改善手法と社内事例. 化学工学会第 72 年会 先端科学技術プログラム, p. 38, 2007.
- [77] 加納, 大嶋. モデル予測制御 – II – 線形モデル予測制御. システム/制御/情報, Vol. 46, pp. 418 – 424, 2002.
- [78] 加納, 山下. プロセス制御系の制御性能評価と監視. 計測と制御, Vol. 44, pp. 125 – 129, 2005.
- [79] 木村. 現代制御シリーズ 10  $H^\infty$  制御. コロナ社, 2002.
- [80] 経済産業省. 2007 年版ものづくり白書, 2007.
- [81] 鹿内. 非線形物理モデルに基づくオンライン最適制御手法の開発と化学プロセスへの応用. 博士論文, 東北大学, 2004.
- [82] 鹿内, 山下, 鈴木. ロバストなモデル予測制御系の設計に関する一考察. 第 45 回自動制御連合講演会論文集, pp. 571 – 572, 2002.
- [83] 鹿内, 山下, 松本. 制約付き非線形プロセスのモデル予測制御. 第 4 回 SICE 制御部門大会資料, pp. 631 – 634, 2004.
- [84] 重政. セルフチューニング PID 制御の動向. システム/制御/情報, Vol. 42, pp. 35 – 40, 1998.
- [85] 清水. 「MES」 – その考え方と活用. 計装, Vol. 44(1), pp. 36 – 39, 2001.
- [86] 新. 高度制御・最適化技術の最近の傾向とさらなる進展方向 ~ 実用制御から高度制御へ. 計装, Vol. 50(6), pp. 44 – 47, 2007.

- [87] ジャック・リシャレ. Why predictive control? 計測と制御, Vol. 43, pp. 654 – 664, 2004.
- [88] ジャック・リシャレ, 江口. モデル予測制御 PFC(Predictive Functional Control) の原理と応用. 日本工業出版, 2007.
- [89] 鈴木. 現代制御シリーズ 7 アダプティブコントロール. コロナ社, 2001.
- [90] 鈴木, 上田. モジュール構造を用いた特徴コラムの自己組織化モデル. 日本神経回路学会 第 8 回全国大会講演論文集, pp. 133 – 134, 2002.
- [91] 関, 大山, 小河. 逐次線形化に基づく非線形モデル予測制御—化学反応器への応用—. 計測自動制御学会論文集, Vol. 38, pp. 61 – 66, 2002.
- [92] 石油コンビナート高度統合運営技術研究組合. 石油精製環境低付加高度統合技術開発事業実施概要, 2006.
- [93] 園田. RING 事業とコンビナート高度統合. 化学工学, Vol. 71, pp. 266 – 271, 2007.
- [94] 高津. 計測・制御テクノロジーシリーズ 11 プロセス制御. コロナ社, 2003.
- [95] 高橋. 装置産業における生産制御と生産管理. 計装, Vol. 44(1), pp. 64 – 67, 2001.
- [96] 特許庁. 「プラントの制御・監視技術」の技術概要, 2005.
- [97] 新見. モデル予測制御の産業応用への展望. 計測と制御, Vol. 43, pp. 647 – 653, 2004.
- [98] 西谷. モデル予測制御の応用. 計測と制御, Vol. 28, pp. 996 – 1004, 1989.
- [99] 日本学術振興会プロセスシステム工学第 143 委員会. プロセス制御に関するアンケート集計結果. 平成 15 年度第 1 回研究会 資料, 5 月 2003.
- [100] 橋本. 制御対象と制御方式. 化学工学, Vol. 65, pp. 661 – 664, 2001.

- [101] 花熊. 化学プロセス制御の実用化における困難な課題. 日本機会学会誌, Vol. 100, pp. 1102 – 1106, 1997.
- [102] 原. 制御における(超)ロバスト性. ワークショップ「ロバスト性をさぐる」講演予稿集, 2005.
- [103] 北條. 制御手法の選定と性能の評価. 化学工学, Vol. 65, pp. 669 – 673, 2001.
- [104] 松山, 橋本, 西谷, 仲. 新体系化学工学 プロセスシステム工学. オーム社, 1992.
- [105] 満倉, 山本, 兼田. GA を併用したセルフチューニング PID 制御系の一設計. 計測自動制御学会論文集, Vol. 36, pp. 75 – 81, 2000.
- [106] ヤン・M. マチエヨフスキー. モデル予測制御 制約のもとでの最適制御 Predictive Control with Constraints. 東京電機大学出版局, 2005.
- [107] 渡辺. モデル予測制御パッケージ『DMCplus』によるプラント高度制御のためのエンジニアリング手法. 横河技報, Vol. 43, pp. 115 – 120, 1999.

## 付録

### A. プロセス制御アルゴリズム

本節では、プロセス制御において汎用制御アルゴリズムとして広く用いられている PID 制御およびモデル予測制御について説明する。それぞれの制御アルゴリズムの特徴から、流量制御や液面制御などの比較的応答が速く観測周期が短い対象には実装が容易で計算量が少ない PID 制御が用いられ、応答は遅いが無駄時間・逆応答などの複雑な挙動を示す温度制御や変数の観測に時間を要する品質制御などには計算時間がかかるものの高い制御性能が期待できるモデル予測制御が用いられる傾向にある。また、両制御アルゴリズムの高い汎用性から、プロセス制御システムの構築において下位制御に PID 制御、高度制御にモデル予測制御を使用する形態が一般化しており [86, 97, 69], これからも PID 制御とモデル予測制御はプロセス制御の中心的役割を果たしてゆくものと考えられる。

#### (1) PID 制御

1997 年の時点で、「化学プロセスの制御系全体のうち、約 85% は PID 制御のみで十分であり、残りの約 15% が PID 制御では要求される性能が実現できずに、工夫を凝らした制御系が導入されているか、自動化できずに手動運転を行っている」との報告がある [101]。また 2003 年にプロセスシステム工学第 143 委員会が日本国内企業に行ったプロセス制御に関するアンケートにおいても、使用制御系の比率はそれほど変化していないことから [99], 計装技術が進歩した現在においても PID 制御がプロセス制御の中心技術の一つであることには変わらない。

PID 制御はプロセス出力の偏差を利用して、次のように定式化される。

$$u(t) = K_c \left( e(t) + \frac{1}{\tau_I} \int e(t) dt + \tau_D \frac{de(t)}{dt} \right) \quad (49)$$

$$e(t) = y^*(t) - y(t) \quad (50)$$

ここで  $u(t)$  はプロセスへの入力、 $y(t)$  はプロセスの出力、 $y^*(t)$  は出力の目標値を表す。 $K_c$ ,  $\tau_I$ ,  $\tau_D$  はそれぞれの比例動作、積分動作、微分動作を調節するチューニングパラメータである。化学プロセスでは多種多様な外乱やノイズが作用するため、微



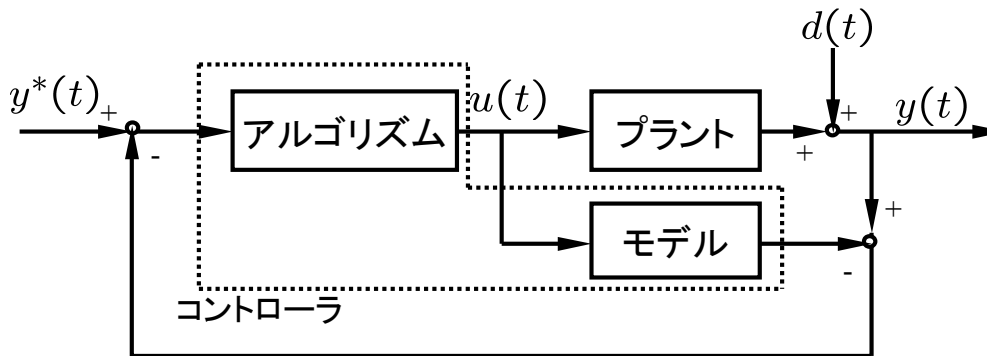


Fig. 49 内部モデル制御系

分動作を使用しないPI制御を用いることが多い[100].

内部モデル制御 Fig. 49 に内部モデル制御系のブロック線図を示す. 内部モデル制御はプロセスモデルを制御対象プラントと並べて使用し, 実際の出力とモデルによる予測値の差をフィードバックする. Rivera らによって, 内部モデル制御により構築したコントローラがPID制御器に等価変換できることが示されており[14], 生産現場ではモデルパラメータからPIDパラメータを直接設計する手法として活用されている[16]. また, Garcia と Morari により後述するモデル予測制御と理論的に等価であることも示されており[9], モデル予測制御アルゴリズムの一つとして分類されることもある. 近年では, 学習によりモデルを構築し内部モデル制御に適用するなどの計算機を活用した研究が数多くみられる[18, 25, 33].

## (2) モデル予測制御

モデル予測制御アルゴリズムに分類される制御アルゴリズムは数多く存在する。主なモデル予測制御アルゴリズムの系譜を Fig 50 に示す [60]。これらのうち、J.Richalet らにより開発され *Adersa* 社<sup>1</sup> のパッケージ名ともなっていた PFC は、防衛産業における迎撃ミサイルの敵ミサイル追従などといった汎用目的で開発された制御アルゴリズムであるが、他の多くはプロセス産業における必要性から設計されたものである。これらのアルゴリズムのうちで、MAC (Model Algorithmic Control) および DMC (Dynamic Matrix Control) が最も初期のモデル予測制御アルゴリズムであり、ほぼ同時期に発表されている。両手法は現行のモデル予測制御アルゴリズムの考え方の基礎となっている。

**MAC** MAC は最初のモデル予測制御技術といわれており 1976 年の国際会議で報告されているが、実プラントへの導入はもっと早く、初めての導入は 1968 年、工業設備に導入されたのは 1974 年 (蒸留塔, 蒸気発生器, 反応器) である [88]。MAC はかつて IDCOM というパッケージ名でフランスの *Adersa* 社より供給されており、数多くの現行モデル予測制御パッケージに影響を与えている。MAC の特徴は以下のようにまとめられる [98]。

- プロセスモデルにインパルス応答モデルを用いる
- 制御系設計問題の定式化には出力の参照軌道を一次遅れ系で与え、各種制約条件を満たす操作量を決定する
- チューニングパラメータとして参照軌道の一次遅れ系の時定数を使う

**DMC** DMC は大手石油化学会社の Shell によって開発されたものであり<sup>2</sup>、アルゴリズム自体は 1979 年に発表されている。DMC はモデル予測制御パッケージのなかでも最もよく利用されている製品のひとつとなっており、特に石油化学分野を中心に広く適用されている。DMC の特徴は以下のようにまとめられる。

- プロセスモデルにステップ応答モデルを用いる

<sup>1</sup>1973 年に J.Richalet 氏が創業した制御技術開発会社。2003 年解散

<sup>2</sup>後に DMC Corporation を経て Aspentech に買収される

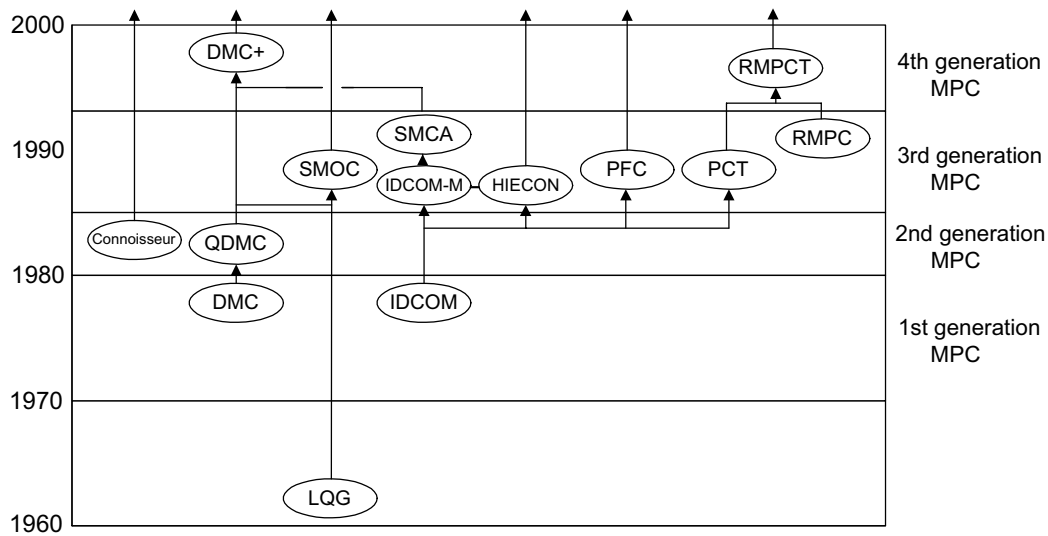


Fig. 50 モデル予測制御アルゴリズムの系譜 [60]

- 制御系設計問題の定式化には被制御量の偏差と操作量変化の二乗和の評価関数を用いて現在以降の操作量を決定する
- チューニングパラメータとして二次形式の評価関数中の重み係数を使用する

MAC および DMC は、その後改良が重ねられながら主に石油化学を中心とした大規模プラントを中心に導入されてきた。近年では導入数の多さから、プロセス制御で高度制御と言うとモデル予測制御を指すまでになっている [86, 97]。以下では、モデル予測制御の特長と概念について説明する。

モデル予測制御の特長 モデル予測制御 (MPC:model predictive control) は、石油産業や化学産業をはじめとする様々な分野で利用されており、大きな成果をあげている [97, 67, 60]。文献を調査した結果、モデル予測制御が特にプロセス産業界に広く受け入れられている理由として以下の知見を得た。 [10, 74, 106, 70, 98, 87]。

1. 様々な形式のモデルを利用できる
2. 制御アルゴリズムが理解しやすい
3. プロセスの制約を陽に取り扱うことができる
4. 既存の制御システムとの相性が良い

モデル予測制御の特長として、いくつかの文献では「チューニングの容易さ」を挙げている [87, 106] が、一般にモデル予測制御系のチューニングパラメータは多い上、それぞれのパラメータと制御応答との関係が制御対象に依存し [77], PID 制御のパラメータと応答の関係のように明確にとらえることができないという理由から除外した。以下、それぞれの理由について説明する。

#### 1. 様々な形式のモデルが利用できる

現代制御理論は、制御対象の理想状態を状態空間表現したモデル (以下、状態方程式) に基づいていたが、化学プロセスでは状態方程式を構築することが難しい。これに対してモデル予測制御は、ステップ応答モデルやインパルス応答モデルなどのモデルをベースに開発され、また、モデル誤差を補償する機能を有しているために使いやすい。

#### 2. 制御アルゴリズムが理解しやすい

制御アルゴリズムについては後述するためここで詳しく説明しないが、モデル予測制御では制御の目的をそのまま表現するように評価関数を作成して制御操作量を決定する。さらにモデル予測制御の制御動作はプラントオペレータによるプロセスの手動運転動作に類似しており直感的にも分かりやすい。

#### 3. プロセスの制約を陽に取り扱うことができる

化学プロセスに限らずほとんど制御対象には制約が存在するが、特に化学プロセスでは制約近傍での運転によって最大の効率を発揮できることが多く、制約を陽に考慮できるモデル予測制御を導入することで大きな利益が期待できる [106, 73]。

#### 4. 既存の制御システムとの相性が良い

モデル予測制御を利用して、従来の PID 制御系を下位制御という形で残しながら下位制御の被制御量の目標値を与えるようなスーパーバイザリー制御システムを構築できる。モデル予測制御がうまく機能しない場合には PID 制御による従来の運転に切り替えられるという安全性の高さは大きなメリットである [98]

以上の特長のほかにも、モデル予測制御は無駄時間への対応が容易である、多変数制御系を前提とした構造である、汎用性が高いなどの化学プロセスの制御に適した特長をもつ。モデル予測制御にはいくつかの制御アルゴリズムが存在し、それぞれ使用するモデルや制御アルゴリズムに相違が見られるが制御手法の基本的概念は同じである [104].

モデル予測制御の基本概念と定式化 モデル予測制御は次の三つの動作を繰り返すことで制御を行う。

- モデルをもとに未来の被制御量 (出力) を推定する
- 推定した出力が目標値にできるだけ近くなるような操作量 (入力) を決定する
- 操作量をプラントへ入力して、プロセスの状態変化を観測する

この一連の動作はプラントオペレータがプロセスを手動運転する場合の操作そのものである。制御対象プラントの知識が豊富な熟練オペレータほど上手くプラントを運転することができるように、モデルが正確であれば正確であるほどモデル予測制御の制御性能は高くなる。

Fig.51 にモデル予測制御の動作イメージを示す。プラント出力の推定値  $\hat{y}_{t+j}$  が制御目標値  $y^*$  にできるだけ近くなるように、プラントへの入力群  $u = \{u_t, u_{t+1} \dots\}$  を決定する。ただし、無限時間の予測と制御操作を考えるのは現実的ではないため、モデル予測制御では予測する区間 (予測区間: Predictive Horizon) および制御操作を許容する区間 (制御区間: Control Horizon) を制限して計算時間を短縮する。

プロセスのモデルが Eq.(53) と得られたとすると、モデル予測制御の概念は、Eq.(51) の評価関数を最小とするような二次計画問題として定式化される。この二次計画問題を各制御周期ごとに解くことでプロセスへの入力  $u_t$  を決定する。

$$\text{Min}_{u_t, \dots, u_{t+H_C-1}} J_t = \sum_{j=H_{P0}}^{H_P} \|\hat{y}_{t+j} - y_{t+j}^*\|_Q^2 + \sum_{j=1}^{H_C} \|\Delta u_{t+j-1}\|_R^2 \quad (51)$$

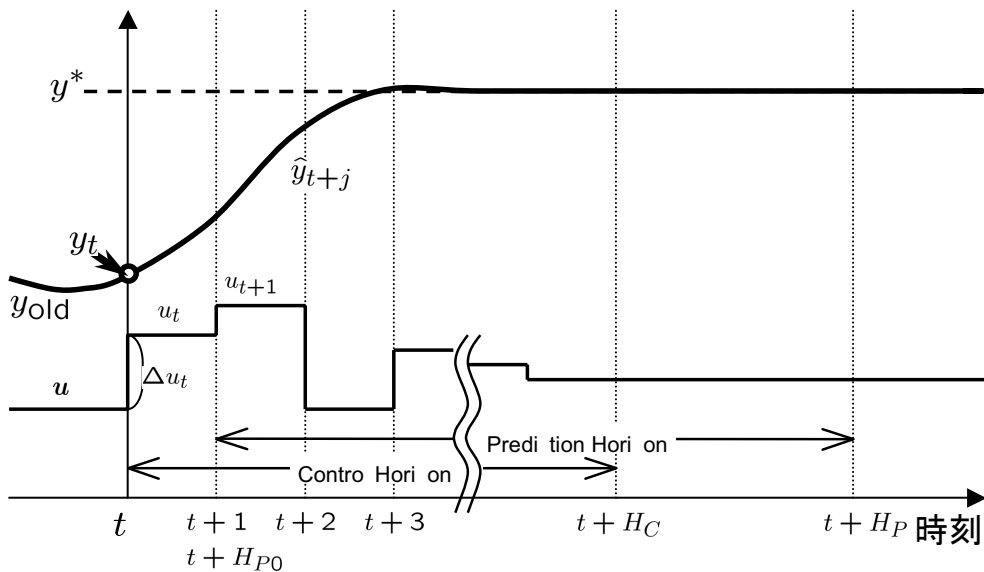


Fig. 51 モデル予測制御の動作

Subject to

$$\hat{y}_{t+j} = y_{t+j}^M + (y_t - y_t^M) \quad (52)$$

$$y_{t+j}^M = f(u_{t+j-1}) \quad (53)$$

$$u_{\min} \leq u_{t+j} \leq u_{\max} \quad (54)$$

$$y_{\min} \leq y_{t+j} \leq y_{\max} \quad (55)$$

ここで、 $\Delta u_{t+j-1}$  は時刻  $t+j-1$  における操作量変化 ( $\Delta u_{t+j-1} = u_{t+j-1} - u_{t+j-2}$ ),  $[H_{P0}, H_P]$  は予測区間,  $[1, H_C]$  は制御区間,  $Q, R$  はともに重み行列である.  $y_{t+j}^*$  は被制御量 (出力) の目標値であり, 定値制御の場合は時間によらず一定値となる.

Eq.(52) は, モデル  $M$  による被制御量の予測値  $y_{t+j}^M$  を現時刻  $t$  におけるモデル化誤差  $y_t - y_t^M$  で補正することで, 被制御量の推定値  $\hat{y}_{t+j}$  を算出することを意味する. よって, モデル予測制御は Eq.(52) でキャンセルできるようなモデル化誤差や定常外乱に対してはロバスト性を有するが, ノイズのような変動外乱には脆いことが予想できる. Eq. (54) と (55) はそれぞれ入出力の制約である. モデル予測制御はモデル式や入出力制約のもとで, 各制御周期ごとに最適制御問題を解くことにより

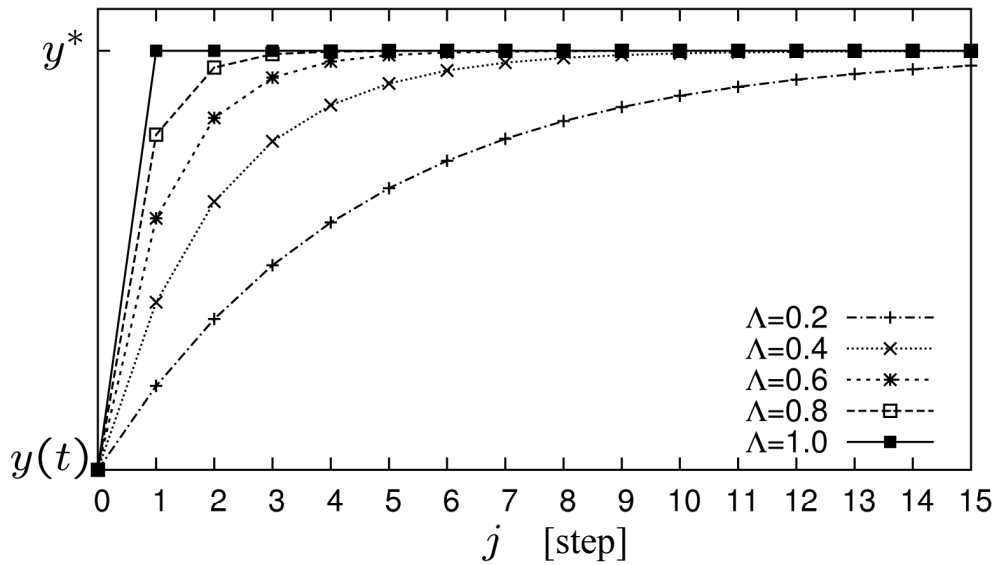


Fig. 52 参照軌道

制御を行うものであると言える。

Eq.(51)における被制御量の目標値  $y_{i+j}^*$  の代わりに参照軌道  $y_{R\ i+j}$  を導入することがある。本論文で参照軌道を使用する場合、被制御量  $y_i$  が制御目標値  $y_{i+j}^*$  に徐々に近づいていくような Eq.(56) によって表現される軌道を考える。

$$y_{R\ i+j} = \Lambda^j y_{i+j}^* + (1 - \Lambda^j) y_i \quad \text{for } j = 1, 2, 3, \dots, 0 \leq \Lambda \leq 1 \quad (56)$$

$\Lambda = 1$  のとき参照軌道は設定値  $y_{i+j}^*$  と一致し、 $\Lambda = 0$  のときは現時刻の被制御量  $y_i$  で一定となる。Fig.52 に Eq.(56) の  $\Lambda$  がそれぞれ  $\Lambda = \{0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1\}$  の時の参照軌道のイメージを示す。一般に、 $\Lambda$  を大きくすると参照軌道  $y_R$  の制御目標値  $y^*$  の到達が早くなり、制御系速応性が向上する。逆に  $\Lambda$  を小さくすると速応性を犠牲にしてロバスト安定性が向上する。

参照軌道は本来、現在の被制御量  $y_i$  の目標値  $y_{i+j}^*$  への到達の仕方を定義するものであるが [88]、普通はモデル予測制御のチューニングパラメータの一つとして使用される。参照軌道を導入した場合モデル予測制御のイメージは Fig.53 のようになる。

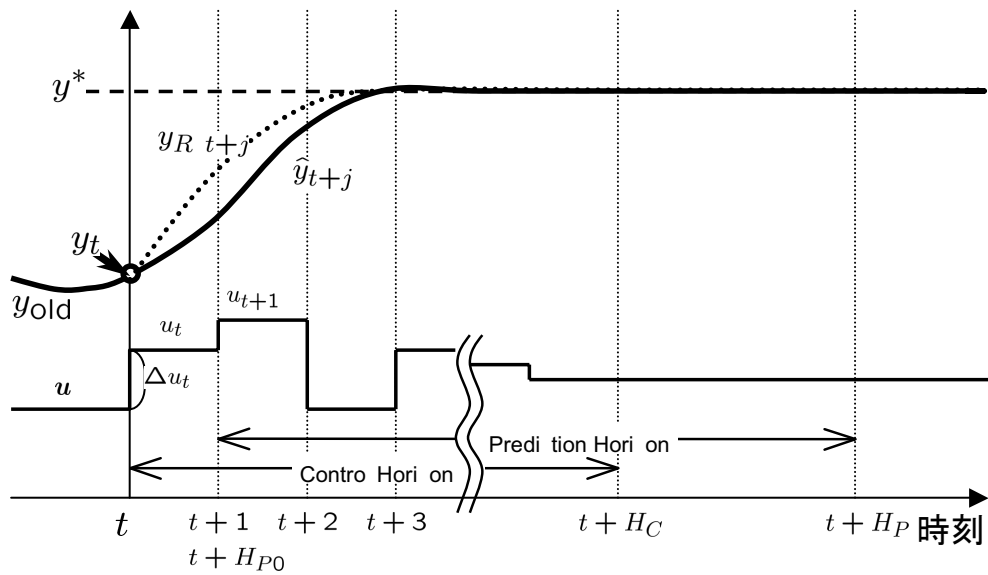


Fig. 53 モデル予測制御の動作 (参照軌道導入後)

実際にモデル予測制御を実装する場合、使用するモデルに応じてアルゴリズムを工夫することとなる。付録 B ではステップ応答を用いたモデル予測制御、付録 C では非線形物理モデルを用いた逐次線形化モデル予測制御について説明する。



## 記号

$e$	= プロセスの被制御量 (出力) と制御目標値の偏差
$f$	= プロセスモデルを表す関数
$J$	= モデル予測制御の評価関数
$K_c$	= PID 制御における比例ゲイン
$Q, R$	= モデル予測制御評価関数の重み行列
$u$	= プロセスの操作量 (入力)
$u_{\min}, u_{\max}$	= プロセス操作量 (入力) $u$ の上下限
$x$	= プロセスの状態量
$y$	= プロセスの出力
$y^M$	= モデルによる被制御量 (出力) の予測値
$y_{\max}, y_{\min}$	= プロセスの被制御量 (出力) $y$ の上下限
$y_R$	= 参照軌道による新しい制御目標値
$\hat{y}$	= プロセス被制御量 (出力) の推定値
$y^*$	= プロセス被制御量 (出力) の制御目標値
$\tau_D$	= PID 制御における微分ゲイン
$\tau_I$	= PID 制御における積分ゲイン
$\Lambda$	= 参照軌道の調節パラメータ
$[1, H_C]$	= モデル予測制御の制御区間
$[H_{P0}, H_P]$	= モデル予測制御の予測区間

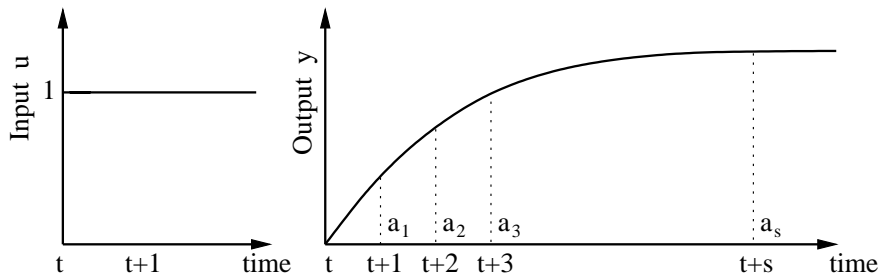


Fig. 54 ステップ応答

## B. ステップ応答を用いた線形モデル予測制御

ここでは、広く認知されているモデル予測制御アルゴリズムとして、ステップ応答を用いた線形モデル予測制御について説明する。本研究で用いたモデル予測制御は、物理モデルを直接利用し、不等式制約も取り扱えるように拡張したものであるが、基本的な原理はここで説明するモデル予測制御と同じである。

**ステップ応答モデル** Fig. 54 に示すような大きさ 1 のステップ入力に対する応答  $y$  を考える。ステップ応答の各サンプリング時刻  $t+i$  におけるステップ応答係数を  $a_i$  とあらわすことにする。一般に、ステップ応答係数  $a_i$  は有限ステップの間に一定値となるとは限らないが、安定な線形システムにおいてはあるステップ  $s$  以降は一定値に収束すると考えてもよい。そこで  $s$  ステップ以降はステップ応答係数  $a_i$  が一定となると考えて

$$a_i = a_s \quad \forall i \geq s \quad (57)$$

と仮定する。この  $s$  を打ち切り次数という。また、プロセスが線形であると仮定しているので、時刻  $t$  で大きさ  $\Delta u_t$  のステップ状入力をプロセスに加える場合、この入力に対する時刻  $t+j$  でのモデル出力  $y_{M \ t+j}$  は Eq. (58) となる。

$$y_{M \ t+j} = a_j \Delta u_t \quad (58)$$

重ね合わせの原理を用いてプロセスモデル出力  $y_{M \ t+j}$  は Eq. (59) もしくは Eq. (60) となる.

$$y_{M \ t+j} = \sum_{k=1}^{\infty} a_k \Delta u_{t+j-k} \quad (59)$$

$$y_{M \ t} = \sum_{k=1}^{\infty} a_k \Delta u_{t-k} \quad (60)$$

現時刻を  $t$  として, Eq. (59) の過去の入力と現時刻以降の入力を Eq.(61) のように分割する.

$$y_{M \ t+j} = \sum_{k=1}^j a_k \Delta u_{t+j-k} + \sum_{k=j+1}^{\infty} a_k \Delta u_{t+j-k} = \sum_{k=0}^{j-1} a_{j-k} \Delta u_{t+k} + \sum_{k=1}^{\infty} a_{j+k} \Delta u_{t-k} \quad (61)$$

さらに,  $M$  ステップ以降の入力は一定 (制御区間:control horizon を  $[0, M - 1]$ ) とすると, Eq.(62) から Eq.(63) が成り立つ.

$$\Delta u_{t+i} = 0 \quad \forall i \geq M \quad (62)$$

$$y_{M \ t+j} = \sum_{k=0}^{M-1} a_{j-k} \Delta u_{t+k} + \sum_{k=1}^{\infty} a_{j+k} \Delta u_{t-k} \quad (63)$$

ここで Eq.(60) から, 推定値  $y_{M \ t+j}$  を現時刻の推定値  $y_{M \ t}$  からの変化として表現すると, 打ち切り次数  $s$  を用いて Eq. (64) と表現でき, 有限個の入力データから推定値  $y_{M \ t+j}$  が計算できるモデルが得られる.

$$y_{M \ t+j} = y_{M \ t} + \sum_{k=0}^{M-1} a_{j-k} \Delta u_{t+k} + \sum_{k=1}^{s-1} (a_{j+k} - a_k) \Delta u_{t-k} \quad (64)$$

モデル予測制御では一致区間 (coincidence horizon)  $[L, L + P - 1]$  内の偏差を考慮

するため、この区間に対応するモデルをまとめて表現すると、

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} y_{M \ t+L} \\ y_{M \ t+L+1} \\ \vdots \\ y_{M \ t+L+P-1} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} y_{M \ t} \\ y_{M \ t} \\ \vdots \\ y_{M \ t} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_L & a_{L-1} & \cdots & a_{L-M+1} \\ a_{L+1} & a_L & \cdots & a_{L-M+2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{L+P-1} & a_{L+P-2} & \cdots & a_{L+P-M} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u_t \\ \Delta u_{t+1} \\ \vdots \\ \Delta u_{t+M-1} \end{bmatrix} \\
 &+ \begin{bmatrix} a_{L+1} - a_1 & a_{L+2} - a_2 & \cdots & a_{L+s-1} - a_{s-1} \\ a_{L+2} - a_1 & a_{L+3} - a_2 & \cdots & a_{L+s} - a_{s-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{L+P} - a_1 & a_{L+P+1} - a_2 & \cdots & a_{L+s+P-1} - a_{s-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u_{t-1} \\ \Delta u_{t-2} \\ \vdots \\ \Delta u_{t-s+1} \end{bmatrix} \quad (65)
 \end{aligned}$$

となる。この式を簡単に以下のように表す。

$$Y_M = Y_{M0} + A_f \Delta U + A_o \Delta U_o \quad (66)$$

下付き文字  $f$  および  $o$  はそれぞれ未来および過去を意味している。

動的行列モデルと評価関数 モデル化誤差や外乱などの影響は将来一定に保たれるという考えのもとで算出された Eq. (52) を行列形式に拡張することで、動的行列モデル (Dynamic Matric Model)

$$\hat{Y} = Y_M + Y - Y_{M0} \quad (67)$$

を得る。ここで  $\hat{Y}$  は未来における出力の推定値を、 $Y$ ,  $Y_{M0}$  はそれぞれ現時刻における実際の出力とモデルの出力を表す。Eq. (67) に Eq. (66) を代入すると

$$\hat{Y} = Y + A_f \Delta U + A_o \Delta U_o \quad (68)$$

となる。

ここでモデルより得られた出力の予測値から最適な入力列を算出することを考える。Eq. (51) を行列形式に拡張して

$$J(\Delta U) = (\hat{Y} - Y^*)^T Q (\hat{Y} - Y^*) + \Delta U^T R \Delta U \quad (69)$$

と書くことができる. ここで  $Q, R$  は重み行列,  $Y^*$  は制御目標値である. さらに, 制御目標値  $Y^*$  の代わりに参照軌道  $Y_R$  として

$$Y_R = \Lambda Y + (I_n - \Lambda)Y^* \quad (70)$$

を導入することで自由度が増すため一層の制御性能向上が期待できる.  $\Lambda$  は参照軌道パラメータの行列表現,  $I_n$  は単位行列を表す. 参照軌道  $Y_R$  を導入した場合のモデル予測制御の評価関数は

$$J(\Delta U) = (\hat{Y} - Y_R)^T Q (\hat{Y} - Y_R) + \Delta U^T R \Delta U \quad (71)$$

となる.

この評価関数  $J$  が最小となるように  $\Delta U$  を決定できれば, これが最適な入力列となる. 不等式制約を考慮しない場合には, この評価関数  $J$  は  $\Delta U$  についての二次形式となっているので

$$\frac{\partial J}{\partial \Delta U} = 0 \quad (72)$$

を解くことで最適な入力列は次のように求められる.

$$\Delta U = (A_f^T Q A_f + R)^{-1} A_f^T Q (Y_R - Y - A_o \Delta U_o) \quad (73)$$

不等式制約を考慮する場合には, モデル予測制御問題は制約付き二次計画問題となり, 最適化アルゴリズムを用いて解くこととなる.

## 記号

$A_f$	= 未来のステップ応答係数行列	
$a_i$	= 時刻 $t + i$ におけるステップ応答係数	
$A_o$	= 過去のステップ応答係数行列	
$Q, R$	= モデル予測制御評価関数の重み行列	
$s$	= 打ち切り次数	[steps]
$Y$	= 出力の観測値行列	
$y_M$	= モデルによる出力予測値	
$Y_M$	= モデルによる出力予測値行列	
$Y_{M0}$	= 現時刻のモデルによる出力予測値行列	
$Y_R$	= 参照軌道行列	
$Y^*$	= 制御目標値行列	
$\hat{Y}$	= 動的行列モデルによる出力の推定値行列	
$\Delta u$	= 入力ステップ変化	
$\Delta U$	= 未来の入力行列	
$\Delta U_o$	= 過去の入力行列	
$\Lambda$	= 参照軌道パラメータ行列	
$[0, M - 1]$	= 制御区間	[steps]
$[L, L + P - 1]$	= 一致区間	[steps]

### C. 逐次線形化モデル予測制御

ここでは、本論文の第3章で非線形モデルをそのまま用いる場合との制御比較において使用した、鹿内による逐次線形化モデル予測制御 [81] について説明する。本手法は、制御に用いるモデルとして非線形物理モデルを利用する。非線形物理モデルを用いた非線形モデル予測制御は、本来は制約付き非線形最適化問題となるためオンラインでの演算が困難であるが、本手法では、各制御周期ごとに非線形物理モデルをテイラー展開して線形近似することで、制約付き二次計画問題として解く。以下では、鹿内が提案した手法を原文 [81] に沿って説明する。

#### 問題の定式化

この章では、モデル予測制御の評価関数として以下の形式で表されるものを考える。

$$\min_{u_k, \dots, u_{k+P-1}} J = \sum_{j=1}^P \left\{ (y_{k+j}^* - \hat{y}_{k+j})^T Q (y_{k+j}^* - \hat{y}_{k+j}) + \Delta u_{k+j-1}^T R \Delta u_{k+j-1} \right\} \quad (74)$$

ここで、 $k$  は現時刻を表す。 $y_{k+j}^*$ ,  $\hat{y}_{k+j}$  はそれぞれ  $l$  次元の制御目標値及び予測軌道ベクトル、 $\Delta u_{k+j}$  は  $\Delta u_{k+j} = u_{k+j} - u_{k+j-1}$  で表される  $m$  次元の入力の変化量ベクトルである。また  $Q \in R^{l \times l}$ ,  $R \in R^{m \times m}$  はそれぞれ正定、半正定の対角行列、 $P$  は予測ホライズンと制御ホライズンのステップ数をあらわしており、ここでは同一長とする。

ここでは、プロセスモデルとして微分方程式 Eqs. (75), (76) で表される一般的な非線形物理モデルを考える。

$$\frac{dx}{dt} = f(x, u, p) \quad (75)$$

$$y = h(x) \quad (76)$$

ここで、 $x$  は  $n$  次元のプロセスの状態量ベクトル、 $y$  は  $n$  次元の出力ベクトル、 $p$  はモデルパラメータである。さらに入力  $u$  の上下限制約として Eq. (77) を考慮する。

$$u_{\min} \leq u_{k+j} \leq u_{\max} \quad (77)$$

## 逐次線形化を用いた制御則の導出

非線形微分方程式をモデルとしてそのまま制御に使用すると、制御問題は非線形最適化問題となるためオンラインで解を求めることは非常に困難である。そこで本手法では、非線形物理モデルを逐次線形化をすることで、非線形モデル予測制御を各制御周期ごとの線形モデル予測制御問題にして解を求める。

現在の時間ステップ  $k$  において観測された状態変数を  $x_k$ 、1 ステップ前から現在にいたるまでの操作変数を  $u_{k-1}$ 、パラメータの推定値を  $\hat{p}$  とし、この点を基準として、次のように偏差変数を定義する。

$$\bar{x} = x - x_k \quad (78)$$

$$\bar{u} = u - u_{k-1} \quad (79)$$

$$\bar{p} = p - \hat{p} \quad (80)$$

パラメータの偏差変数  $\bar{p}$  はパラメータの真値  $p$  と推定値  $\hat{p}$  の差をあらわすので推定誤差を意味している。この偏差変数を用いて状態方程式 Eqs. (75), (76) を現在の状態量を基準にしてテイラー展開すると、

$$\frac{d\bar{x}}{dt} = f_x(x_k, u_{k-1}, \hat{p})\bar{x} + f_u(x_k, u_{k-1}, \hat{p})\bar{u} + f_p(x_k, u_{k-1}, \hat{p})\bar{p} + f(x_k, u_{k-1}, \hat{p}) \quad (81)$$

$$y = h(x_k) + h_x(x_k)\bar{x} \quad (82)$$

となる。このときの  $f_x \in R^{n \times n}$ ,  $f_u \in R^{n \times m}$ ,  $f_p, f_u \in R^{l \times n}$  はそれぞれヤコブ行列  $\partial f / \partial x$ ,  $\partial f / \partial u$ ,  $\partial f / \partial p$ ,  $\partial h / \partial x$  であり、状態  $x$ 、入力  $u$ 、パラメータ  $p$  の推定値の関数である。この線形化された微分方程式 Eq. (82) は解析的に解を求めることが可能である。

ここで、各制御区間において操作変数  $\bar{u}$  とパラメータ誤差変数  $\bar{p}$  が一定に保たれるものと考え、 $f_u\bar{u} + f_p\bar{p} + f$  は一定であると考えられるので、これを考慮して微分方程式を初期値  $\bar{x}(0)$  の下で解くと、

$$\bar{x}(t) = e^{f_x t} \bar{x}(0) + (e^{f_x t} - I_n) f_x^{-1} (f_u \bar{u} + f_p \bar{p} + f) \quad (83)$$

となり時間の関数で与えられる。ただし  $I_n$  はサイズ  $n$  の単位行列である。この解を用いて、初期状態  $\bar{x}_{k+j}$  から  $\bar{x}_{k+j+1}$  への変化と初期状態  $\bar{x}_{k+j-1}$  から  $\bar{x}_{k+j}$  への変化を



考えると,

$$\bar{x}_{k+j+1} = e^{f_x \Delta t} \bar{x}_{k+j} + (e^{f_x \Delta t} - I_n) f_x^{-1} (f_u \bar{u}_{k+j} + f_p \bar{p} + f) \quad (84)$$

$$\bar{x}_{k+j} = e^{f_x \Delta t} \bar{x}_{k+j-1} + (e^{f_x \Delta t} - I_n) f_x^{-1} (f_u \bar{u}_{k+j-1} + f_p \bar{p} + f) \quad (85)$$

となる. ここで Eq.(84) から Eq.(85) を引くと,

$$\bar{x}_{k+j+1} - \bar{x}_{k+j} = e^{f_x \Delta t} (\bar{x}_{k+j} - \bar{x}_{k+j-1}) + (e^{f_x \Delta t} - I_n) f_x^{-1} f_u (\bar{u}_{k+j} - \bar{u}_{k+j-1}) \quad (86)$$

となる. このとき未知であるパラメータ誤差  $\bar{p}$  が相殺されるため, パラメータ誤差に拠ることなく状態変数の将来値を求めることが可能となる.

$$C_1 = (e^{f_x \Delta t} + I_n) \quad (87)$$

$$C_2 = -e^{f_x \Delta t} \quad (88)$$

$$C_3 = (e^{f_x \Delta t} - I_n) f_x^{-1} f_u \quad (89)$$

と定義すると, 状態の予測式は

$$\bar{x}_{k+j+1} = C_1 \bar{x}_{k+j} + C_2 \bar{x}_{k+j-1} + C_3 \Delta u_{k+j} \quad (90)$$

という漸化式で表現できる. これを解いて  $\Delta u$  とそれ以外の項にまとめると,

$$\bar{x}_{k+j} = F_j + D_j \Delta U \quad (91)$$

となる. これを Eq.(82) に代入すると  $j$  ステップ後の予測値,

$$y_{k+j} = h(x_k) + h_x(x_k) F_j + h_x(x_k) D_j \Delta U \quad (92)$$

が求まる. これらをまとめることで, 次のように  $Y$  を  $\Delta U$  で表すことができる.

$$Y = C + D \Delta U \quad (93)$$

これは各制御周期ごとの動的行列モデル (Dynamic Matrix Model) となっている.

動的行列モデル Eq. (93) を評価関数 Eq.(74) に代入することで, 非線形物理モデルを逐次線形化して用いるモデル予測制御器が構築できる. 評価関数を行列表現すると, Eq. (94) となる.

$$J(\Delta U) = (C + D \Delta U - Y^*)^T Q (C + D \Delta U - Y^*) + \Delta U^T R \Delta U \quad (94)$$

この式は $\Delta U$ に関する二次形式となっているので, Eq.(77)を考慮しなければ,  $\partial J/\partial \Delta U = 0$ として $\Delta U$ について解くと最適な入力列

$$\Delta U = (D^T Q D + R)^{-1} D^T Q (Y^* - C) \quad (95)$$

を得る. Eq.(77)を考慮する場合には二次計画問題となり, 最適化アルゴリズムを用いて解くこととなる.

## 記号

$k$	= 現時刻
$p$	= モデルパラメータ
$P$	= 予測区間および制御区間のステップ数 [steps]
$\hat{p}$	= パラメータの推定値
$Q, R$	= モデル予測制御評価関数の重み行列
$u$	= 入力
$u_{\max}, u_{\min}$	= 入力の上下限制約
$x$	= モデルによる状態量の予測値
$\bar{x}, \bar{u}, \bar{p}$	= $x, u, p$ の偏差変数
$y$	= モデルによる出力の予測値
$y^*$	= 制御目標値
$\hat{y}$	= 出力の推定値
$\Delta u$	= 入力の変化量

## 研究業績

### 学術論文

1. 坂倉義康, 野田賢, 西谷紘一, 鹿内良将, 山下善之, 吉田雅俊, 松本繁: "複数の局所モデルを用いた制御系のコーディネーション法", 化学工学論文集, **33**, pp. 346-353 (2007)

### 国際会議

1. **Yoshiyasu Sakakura**, Yoshiyuki Yamashita, Masatoshi Yoshida and Shigeru Matsumoto: "Combination of Multiple Models for Process Control", The 4th International Symposium on Design, Operation and Control of Chemical Processes (PSE Asia 2005), 84-89, Seoul, Korea. (2005)
2. **Yoshiyasu Sakakura**, Masaru Noda, Hirokazu Nishitani, Yoshiyuki Yamashita, Masatoshi Yoshida and Sigeru Matsumoto: "Application of a hybrid control approach to highly nonlinear chemical processes", 16th European Symposium on Computer Aided Process Engineering and 9th International Symposium on Process Systems Engineering (ESCAPE16/PSE2006), pp. 1515-1520, Garmisch-Partenkirchen, Germany (2006)
3. **Yoshiyasu Sakakura**, Masaru Noda, Hirokazu Nishitani, Yoshiyuki Yamashita: "Coordination of Multiple Controllers for a Chemical Process", The 4th International Symposium on Design, Operation and Control of Chemical Processes (PSE Asia 2007), Xi'an, China. (2007)

### 国内発表

1. 坂倉義康, 山下善之, 松本繁: "多重モデルを用いた CSTR の監視・制御" 計測自動制御学会東北支部 40 周年記念学術講演会, 日本大学, 郡山 (2004)

2. 裴旭東, 山下善之, 坂倉義康, 松本繁: "異常診断のための F D A 法の拡張" 計測自動制御学会東北支部 40 周年記念学術講演会, 日本大学, 郡山 (2004)
3. 坂倉義康, 山下善之, 松本繁: "多重モデルを用いた適応型制御" 化学工学会第 70 年会, 名古屋大学, 名古屋 (2005)
4. 坂倉義康, 野田賢, 西谷紘一: "複数の冷却装置を有する反応器を対象とした多重モデルアプローチ", 化学工学会第 37 回秋季大会, 岡山大学, 岡山 (2005)
5. 坂倉義康, 野田賢, 西谷紘一, 山下善之, 吉田雅俊, 松本繁: "ハイブリッドダイナミカルモデルによる化学プロセスのモデル予測制御", 第 48 回自動制御連合講演会, JA 長野県ビル (2005)
6. 坂倉義康, 野田賢, 西谷紘一: "マルチモーダルな化学プロセスに対する制御手法の比較", 化学工学会第 71 回年会, 東京工業大学 (2006)
7. 坂倉義康, 野田賢, 西谷紘一, 山下善之, 吉田雅俊, 松本繁: "複数の局所モデルを用いた制御系のコーディネーション法", 第 49 回自動制御連合講演会, 神戸大学 (2006)
8. 坂倉義康, 野田賢, 西谷紘一, 山下善之, 吉田雅俊, 松本繁: "複数の局所モデルを用いた制御系のコーディネーション法", 計測自動制御学会関西支部, 若手研究発表会 2007 講演論文集, pp. 73-76, 大阪大学中之島センター (2006)
9. 坂倉義康, 野田賢, 西谷紘一, 山下善之, 吉田雅俊, 松本繁: "コントローラ・コーディネーションを用いた液レベルが変化する CSTR の温度制御", 化学工学会第 72 年会, 京都大学 (2007)
10. 坂倉義康, 野田賢, 西谷紘一: "複数のモデル予測制御器のコーディネーション法", 化学工学会第 73 年会, 静岡大学 (2008)

## 表彰

1. 劉希未, 坂倉義康: "人間の認知モデルに基づくDCS監視操作パネル評価ツール", 第4回学生ソフトウェアツールコンテスト優秀賞, 岡山大学 (2005)