

3.3 蒸留塔製品組成の推定制御

3.3.1 緒言

蒸留塔の制御に際して、製品組成の測定値が直接制御量として利用されることは希である。この理由として、ガスクロマトグラフに代表される分析機器の設備費およびメンテナンス費が高いこと、分析結果が得られるまでに相当の時間を要することが挙げられる。

分析機器を用いたオンライン分析制御に代わる製品組成の制御方法として、最も広く普及しているのは、製品組成の代わりに塔内のある段（箇所）の温度を制御する、いわゆる塔内温度制御であろう。例えば、定圧で運転されている2成分蒸留塔を対象とする場合、塔内温度は塔内組成と1対1に対応するため、製品組成を制御する代わりに塔端の温度を制御すればよい。しかし、塔内圧力が変化する場合や、多成分系を対象とする場合には、たとえ塔内温度を完全に設定値に保持できたとしても、製品組成はその設定値からずれてしまう。このような問題を解決するために、圧力測定値による温度補正、塔内温度差の利用、塔内温度平均値の利用など、オンラインで測定可能な複数のプロセス変数を利用する制御手法が数多く提案され、実用化されている¹⁾。

製品組成を推定するための最も堅実な方法は、物理モデルを利用する方法であろう。しかし、多くの化学プロセスでは、プロセスが本来有する複雑さのために、詳細な物理モデルを得ることが困難な場合が多い。近年のシミュレーション技術の進歩により、様々な化学プロセスを精密にシミュレートできるようになってきてはいるが、実プラントの動的な挙動を忠実に表現できるようにシミュレータを調整するためには多大な労力を要する。

運転データから統計モデルを構築する場合、最小二乗法による線形回帰モデルの構築が最も一般的な手法であろう。この際、入力変数が互いに線形独立であることが前提となる。しかし、化学プロセスにおいては、非常に多くの変数が測定されており、しかもその中に相互相関の高い変数が含まれている場合が多い。このような相関の高い変数を入力変数として最小二乗法を適用すると、モデルのパラメータ推定値の分散が非常に大きくなる、すなわち僅かに異なるデータを用いてモデルを構築した場合に非常に異なるパラメータ推定値が得られてしまうという問題が生じる。これがいわゆる多重共線性の問題である。

パラメータ推定値の分散が大きくなる原因は、データ行列の共分散行列が特異行列に近くなる（悪条件になる）ことにある。このような状況下で構築したモデルは、一般に、モデル構築用データに対しては非常に良く適合するが、別のデータに対しては予測誤差が大きくなるという特徴を有する。この問題を避けるためには、パラメータ数を可能な限り減らし、低次のモデルを構築する必要がある。この単純な原則はケチの原理という名で広く知られており、最適な次数を決定するための定量的な指標として、赤池情報量基準(AIC)や最終予測誤差(FPE)基準がある²⁾。

多重共線性の問題を回避する最も簡単な方法は、相関がゼロに近い少数の入力変数に基づいてモデルを構築する方法である。入力変数の選択方法に関する研究は数多くの研究者によって手掛

けられている。例えば、Brosilowらは、モデル化誤差に対する感度の指標となる条件数を小さくすると同時に推定誤差を小さくする入力変数を選択する方法を提案している^{3, 4)}。また、KellerとBonvinは、対象を蒸留塔に限定せず、標準化されたモードとの関係が強い入力変数を採用し、弱い入力変数を除去するという方法を提案している⁵⁾。これらの方法の共通点は、特異値分解を利用していることである。

少数のプロセス変数を入力変数として選択することにより、多重共線性の問題を回避することはできる。しかし、測定されているプロセス変数は、それぞれに固有の情報も備えているはずであり、入力変数の数を減らすことで、推定精度の向上に役立つ情報を切り捨ててしまう可能性がある。このような観点からは、推定モデルを構築する際にできるだけ多くの入力変数を利用すべきであり、このために、高い相関を持つ入力変数を取り扱うことのできる統計的手法が必要になる。このような優れた特徴を備えた多変量解析手法の1つがPartial Least Squares (PLS)である。

本研究では、統計モデルを便宜上次の3種類に分類する。

- ・定常状態モデル：定常状態データに基づくモデル。
- ・静的モデル：時系列データに基づくモデルであるが、過去のデータを利用しない（動特性を考慮しない）。
- ・動的モデル：時系列データに基づくモデルであり、過去のデータも利用する（動特性を考慮する）。

蒸留塔製品組成の推定に PLS を適用した従来の研究には、定常状態 PLS モデルの構築に関するものが多い⁶⁻¹⁰⁾。Fujiiらは、PLSによる組成推定モデルの実プラントへの適用について報告しているが、動特性は無視できると仮定しており、静的モデルの適用についてのみ検討している¹¹⁾。しかしながら、外乱の影響が大きい場合や、操作条件の変更がある場合には、プロセスの動特性を無視した定常状態モデルあるいは静的モデルでは十分ではないと考えられる。

本研究では、多成分蒸留塔を対象に、塔内温度やその他のオンライン測定可能なプロセス変数から、塔頂および塔底製品組成を推定できる動的 PLS モデルを構築する。塔内温度以外のプロセス変数（還流量、リボイラー熱負荷、リボイラー圧力）を入力変数として利用することの効果、温度測定段数やサンプリング間隔が推定精度に及ぼす影響などについても検討する。さらに、モデル構築用データの性質が推定モデルの精度に大きな影響を及ぼすことを指摘し、構築した推定モデルに基づく組成推定制御系の設計方法を示す。

3.3.2 蒸留塔組成推定制御に関する従来の研究

本節では、これまでに提案されている蒸留塔製品組成推定制御手法について簡単に説明する。

(1) 塔内温度制御

オンライン分析制御に代わる制御手法として最も広く普及しているのは、塔内温度制御である。この場合、塔頂製品と塔底製品の相対的な重要さによって、温度制御段の位置が決定される¹⁾。濃縮部および回収部の双方に温度制御段を設け、2つの温度を同時に制御する場合もあるが、制御ループ間の干渉による制御系の不安定化を避けるために、一方の温度のみを制御する場合が多い¹²⁾。

塔内温度制御を行う場合、温度制御段を適切に選択することが極めて重要である。このため、温度変化が比較的大きく、かつ非鍵成分が少ない塔中央に近い段を温度制御段として選択する方法¹³⁾、温度勾配の大きな領域から温度制御段を選択するという簡単な方法、操作量に対する感度が最大となる段を選択する方法¹⁴⁾、原料外乱に対する製品組成の変化を最小にする温度制御段を選択する方法⁵⁾などが提案されている。Mooreらは、塔頂および塔底製品組成を同時に制御する場合に、感度を高くすることと干渉を弱くすることとの妥協点を探る方法として、定常ゲイン行列の左特異ベクトルを利用する方法、および最小特異値と条件数の比として定義される'intersivity'を指標として用いる方法を提案している¹⁶⁾。

塔内温度制御では、製品組成は線形モデルを用いて推定できることが前提となっている。蒸留塔の非線形性が無視できない場合には、非線形性を除去する方法として、製品組成の対数変換がよく利用される^{4, 9, 17, 18)}。また、コントローラゲインを適応的に変化させる方法も提案されている¹⁹⁾。

いずれにせよ、塔内温度制御では、塔内のある1箇所の温度のみから製品組成が推定できることが前提となっている。このため、塔内圧力が変動する場合や、原料条件が変動する場合、さらには操作条件の変更などにより塔他端の製品組成が変化する場合には、たとえ塔内温度が完全に設定値に保持できたとしても、製品組成はその設定値からずれてしまう。

(2) 複数の塔内温度を利用した制御

圧力変動の影響を補償する方法として、塔内の2点の温度を測定し、その温度差を制御する方法がある¹⁵⁾。WhiteheadとPanisは、脱メタン塔および脱エタン塔に対する、塔内温度制御および温度差制御の適用事例を報告している²⁰⁾。さらに彼らは、複数の塔内温度の荷重平均値を制御量とすることによって、外乱が製品組成に影響を与える前に、その外乱を検出・補償できることを示した。さらに、圧力損失の変化を補償するために、塔内温度の二階差分を利用する方法も提案されている^{21, 22)}。

Luybenは、複数の塔内温度を測定することにより、塔内温度が急激に変化する領域を見付けだし、その領域を塔内の適切な位置に保持する制御方法を提案している²³⁾。後にBozenhardtは、アルコール/水/エーテル系共沸蒸留塔を運転するに際して、計8段における塔内温度測定値の差を求め、その温度差が最大となる領域が目標とする位置に一致するように制御を行っている²⁴⁾。

(3) Brosilow 推定器

Brosilow らは、ある定常点近傍を表現可能なプロセスの定常状態線形モデルから、組成推定器を導出した^{3, 4)}。この推定器は定常状態推定器であり、プロセスの動特性は考慮されていない。Brosilow と Tong は、この推定器を推定制御に利用するための動的補償について述べている²⁶⁾。そこで提案されている動的補償は、プロセスの動特性を一次遅れに限定しているため、最適なものではない。ところが、より複雑な構造を有する最適な推定器と大差ない精度で組成推定が可能であると報告されている²⁷⁾。

Mejdell と Skogestad は、定常状態 Brosilow 推定器、カルマンフィルタ、および定常状態 PCR 推定器とを比較し、悪条件のプラントを対象とする場合、Brosilow 推定器がモデル化誤差の影響を受けやすいことを指摘している²⁵⁾。

(4) PLS 推定器

蒸留塔製品組成の推定に PLS を適用した従来の研究では、多重共線性を取り扱うことができるという PLS の優れた特徴を利用して、すべての段の温度を利用したものが多い。全段の温度を利用することにより、入力変数の選択という重大な問題を回避できる。さらに、測定ノイズの影響を軽減することができると共に、あるセンサーが故障したような場合に、正常に測定されているデータから欠損データをより適切に補完することもできる⁹⁾。

すべての塔内温度を用いる場合、次に検討すべき事柄は、圧力や流量などを入力変数とするべきか否かである。Kresta らは、塔内温度に加えて、操作量であるリボイラー熱負荷と留出液流量、主要な外乱として系に付加される原料流量を入力変数とした^{8, 9)}。一方、Mejdell と Skogestad は、

- ・流量を入力変数として利用しても、定常状態における製品組成の推定精度がそれほど改善されなかった。
- ・流量を入力変数として利用すると、動的な製品組成の推定精度が低下した。

という2つの結果に基づいて、流量を入力変数に組み込まなかった^{6, 7)}。

蒸留塔の定常状態が少数の独立変数で表現可能なことを考慮すると、結果 1 は極めて当然と言える。実際、Mejdell と Skogestad の例では、計 41 段の温度が入力変数として利用されており⁶⁾、それらの変数は蒸留塔の定常状態を規定するのに十分な情報を有していると考えられる。なお、圧力変化を考慮していない 2 成分蒸留塔を主な対象としている点にも注意しておかなければならない。

一方、結果 2 に関しては、定常状態モデルを動的な運転状況での推定に利用できるかどうかの問題となる。Brosilow らは、あたかも複数の定常状態を通して運転しているかのように、運転状

態が緩やかに変化するプロセスに対しては、定常状態推定器が動的にも良い推定値を与えると主張している^{3, 4)}。しかし、動的な運転状況での推定、特に運転状態が比較的激しく変化するような場合の推定においては、動的補償を施した推定器が定常状態推定器よりも優れている²⁶⁾。このような観点から、結果 2 は、定常状態モデルを利用していることに起因するものと考えられる。操作量などを入力変数に組み込んだ定常状態 PLS モデルを構築すると、操作量が組成推定に大きく寄与していることがわかる^{8, 9)}。ところが、動的な運転状況、特にフィードバック制御が行われている状況では、操作量は制御量に基づいてコントローラが与えるものであるため、操作量と製品組成との関係は定常状態における関係とは全く異なったものになる。したがって、定常状態推定器を動的な運転状況に適用する場合には、操作量に関する情報は推定精度を低下させてしまう恐れがある。

3.3.3 問題設定

本節では、対象とする多成分連続蒸留塔の設定およびシミュレーションの設定について述べる。

(1) 蒸留塔の設定

今回対象とした蒸留塔の概略図を図 4.4.1 に示す。リボイラーと還流槽を含めて全 30 段（理論段）の塔である。原料はメタノール、エタノール、プロパノールおよびブタノールを等モル含有し、第 15 段（還流槽を第 1 段とする）に供給される。製品組成の設定値は、塔頂プロパノールモル分率と塔底エタノールモル分率がともに 0.0010 とする。シミュレーションには、物質収支および熱収支を考慮した詳細モデルを用いており、各段での流れの動特性は Francis の堰方程式に従うとする。塔内圧力に関しては、全縮器内の圧力が $1.013 \times 10^5 \text{ Pa}$ で正確に保たれていると仮定し、各段の圧力損失は蒸気流量に依存するものとする。基準となる定常状態の設定条件を Table 4.4.1 に示す。

外乱としては原料の組成と流量の変動を想定し、塔頂と塔底の双方において温度制御を行う。制御量は第 9 段と第 22 段の温度であり、操作量はそれぞれ還流量、リボイラー熱負荷である。温度制御に利用する段は運転状態に対する感度が高いところを選択した。なお、温度制御には PI 制御を用いる。チューニングに際しては、積分時間を 0.5h に固定し、比例ゲインを試行錯誤により調整した。

また、還流槽とリボイラーの液レベルは、それぞれ留出液流量、缶出液流量によって制御する。ここでも PI 制御を用いるものとし、二項係数標準型規範モデルに基づくモデルマッチング法²⁸⁾を用いてチューニングを行った。

塔内温度や圧力などのプロセス変数は 1 分間隔で測定されているものとする。一方、塔頂プロパノールモル分率および塔底エタノールモル分率は 10 分間隔で測定されているものとする。

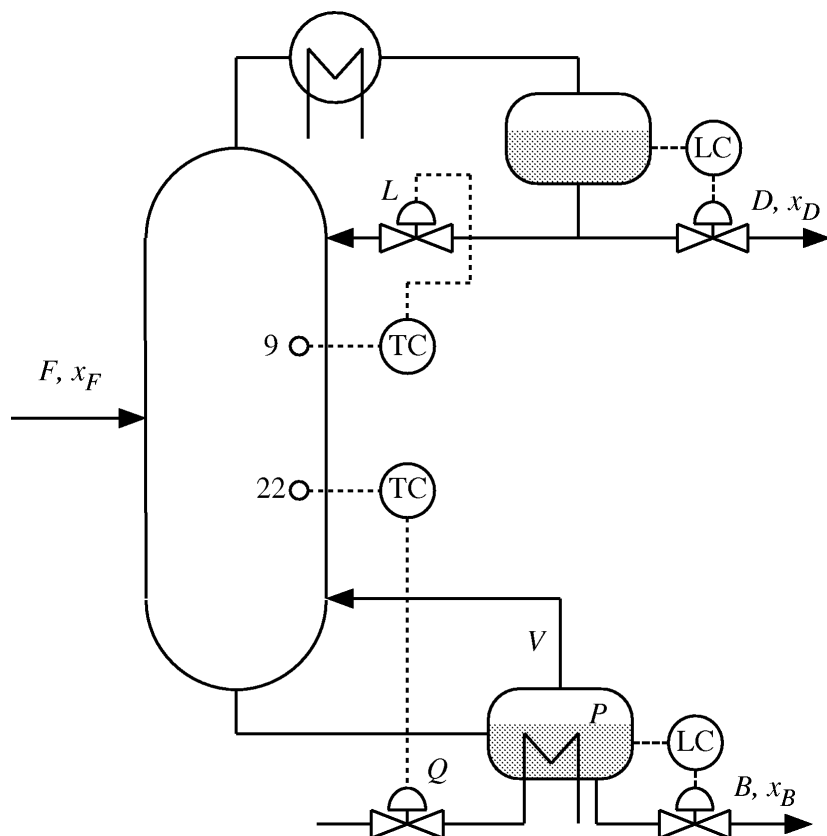


図 4.4.1 蒸留塔概略図

表 4.4.1 定常状態の設定

Feed		
F	128.00	kmol/h
T	358.15	K
P	1.150×10^5	Pa
x_F	0.25/0.25/0.25/0.25	
Reflux Drum		
L	110.66 (5.899)	kmol/h (m ³ /h)
D	64.00 (3.412)	kmol/h (m ³ /h)
T	343.77	K
P	1.013×10^5	Pa
$x_D(\text{PrOH})$	0.0010	-
Reboiler		
V	160.26	kmol/h
B	64.00 (5.965)	kmol/h (m ³ /h)
Q	6.755	GJ/h
T	386.47	K
P	1.332×10^5	Pa
$x_B(\text{EtOH})$	0.0010	-

(2) ダイナミックシミュレーションの設定

組成推定モデル構築・検証用時系列データを作成するために、以下の条件でダイナミックシミュレーションを行った。まず、外乱として原料流量の変化を考慮するために、原料流量を2時間毎にステップ状に定常値の $\pm 10\%$ 変化させた。ただし、変化幅は最大で定常値の $\pm 20\%$ とした。さらに、原料組成を変化させるために、原料の各成分流量がランダムに変動(定常値の最大 $\pm 10\%$ の範囲内で滑らかに増減)するようにした。シミュレーション時間は計20時間とした。

塔内温度制御下で時系列データを採取する場合には、そのデータに制御段の温度が大きく変化するような運転状態は含まれない。しかし、組成制御を適用する場合には、温度制御段の温度はより大きく変化すると考えられる。このため、塔内温度制御下で得られた時系列データから構築した組成推定モデルを組成推定制御に利用すると、推定モデルをモデル構築時とは異なる運転状態に対して適用することになり、推定精度が低下する可能性がある。

推定精度を向上させるためには、温度制御下での時系列データではなく、塔内温度がより大きく変化している時系列データに基づいて、推定モデルを構築する必要がある。このために、温度制御の比例ゲインを1時間毎に0.5Kから1.5Kの範囲で変化させてシミュレーションを行った。なお、Kは基準となる温度制御の比例ゲインである。

3.3.4 組成推定モデル

本節では、定常状態データあるいは時系列データに基づいて組成推定モデルを構築し、それらの比較を行う。また、入力変数およびサンプリング間隔の選択が推定精度に及ぼす影響について検討する。構築した推定モデルの評価には平均二乗予測誤差(MSEP; Mean Squared Error of Prediction)およびEPV(Explained Prediction Variance)を利用する。推定が完全であればEPVは100%となり、推定精度が低くなるにつれてEPVも小さくなる。

(1) PLS

本研究では、組成推定モデルの構築にPLSを利用する。モデル構築に際して、すべての変数は平均0分散1に正規化する。なお、入力変数と製品組成との間の非線形性を取り扱うために、変数の非線形変換などは行わない。非線形性が無視できない場合には、製品組成の対数変換が有効である^{6, 17, 18}。

(2) 定常状態モデル

定常状態データを用いて組成推定モデルを構築する。推定すべき出力変数は塔頂プロパノールモル分率および塔底エタノールモル分率である。ここでは、全30段の塔内温度を入力変数とする。

なお、本研究で対象とする蒸留塔では、塔内の圧力変動を考慮しているため、入力変数としてリボイラー圧力を利用する場合についても検討する。すなわち、定常状態モデルとしては、以下の2種類について検討する。

- A1. 全 30 段の温度を利用
- A2. 全 30 段の温度とリボイラー圧力を利用

定常状態モデルを構築するために、原料の流量と組成および製品組成を変化させて、合計 99 種類の定常状態データを作成した。定常状態 PLS モデルで採用する潜在変数の数を 5 とし、検証用データに適用した結果を表 4.4.2 に示す。この結果より、塔内温度に加えてリボイラー圧力を入力変数として用いることによって、推定精度を大幅に改善できることがわかる。

表 4.4.2 推定モデルの比較

Model	MSEP x 10 ⁸ (EPV [%])	
	XD(PrOH)	XB(EtOH)
Steady-State		
A1	3.75 (-5.4)	1.39 (85.6)
A2	1.45 (59.2)	1.26 (86.9)
Static		
B4e、C0	1.12 (68.6)	0.90 (90.6)
Dynamic		
B4e、C21	0.22 (93.8)	0.25 (97.4)
+noise	0.59 (83.3)	0.49 (94.9)

(3) 静的モデルおよび動的モデル

ここでは、時系列データを用いて PLS モデルを構築する。過去のデータを利用しない(動特性を考慮しない)静的モデルと過去のデータも利用する(動特性を考慮する)動的モデルとを構築し、それらの比較を行う。

組成推定モデルの実用化を図るためには、製品組成を推定するのに最低限必要な温度測定段数を決定する必要がある。そのために、以下に示す 7 種類の設定について検討する。

- B1. 2 段利用 (塔頂側:4、 11 段、 塔底側:20、 27 段)
- B2. 3 段利用 (塔頂側:4、 9、 22 段、 塔底側:9、 22、 27 段)
- B3. 4 段利用 (4、 9、 22、 27 段)
- B4. 5 段利用 (4、 9、 18、 22、 27 段)
- B5. 6 段利用 (4、 9、 13、 18、 22、 27 段)
- B6. 9 段利用 (3、 6、 9、 12、 15、 19、 22、 25、 28 段)
- B7. 全 30 段利用

ここで、塔頂側とは塔頂プロパノールモル分率を推定するために利用する温度測定段を、塔底側とは塔底エタノールモル分率を推定するために利用する温度制御段を表している。なお、同一の

塔内温度を用いて塔頂および塔底の製品組成を推定すること、温度制御段（9、22 段）は温度測定段として利用することを原則とした。さらに、上記の 7 種類の設定においては、非常に多くの組み合わせについて組成推定モデルを構築し、その推定精度に基づいて温度測定段を選択した。したがって、温度測定段の選択は極めて適切に行われているものとして議論を進める。

次に、プロセスの動特性を推定モデルに組み込むために、現時刻のみならず過去も含めた複数の時刻における測定値を入力変数として利用することを考える。過去のデータを利用することの効果を実証するために、以下に示す 23 種類の設定について検討する。

C0. 現時刻のデータのみ利用

Ck (k=1、2、...、20). 現時刻と k 分前のデータを利用

C21. 現時刻と 5、10、15 分前のデータを利用

C22. 現時刻と 3、6、9、12、15、18 分前のデータを利用

この 23 種類の設定において、C0 が静的モデルに対応し、C1-C22 が動的モデルに対応している。

さらに、塔内温度以外のプロセス変数を入力変数として用いる効果について検討するために、以下に示す 5 種類の設定についても検討する。

a. 塔内温度のみ利用

b. 塔内温度と還流量を利用

c. 塔内温度とリボイラー熱負荷を利用

d. 塔内温度とリボイラー圧力を利用

e. 塔内温度と還流量、リボイラー熱負荷、リボイラー圧力を利用

PLS モデルの構築に際しては、B1-B7、C0-C22、a-e のあらゆる組み合わせを考え、組成推定モデルの評価を行う。

・ 温度測定段数の選択

静的モデル（C0）と動的モデル（C21）の結果を図 4.4.2、4.4.3 に示す。いずれの場合においても、温度測定段数を増加させるにしたがって推定精度が向上する傾向にある。

まず、塔頂プロパノールモル分率を推定する場合について考察する。温度測定段数が 3 以下の場合（B1、B2）塔内温度に加えて他のプロセス変数を利用することにより、推定精度を向上させることができる。しかし、温度測定段数が 2 段では明らかに不十分である。温度測定段数を 4 以上に設定すると（B3-B5）還流量を入力変数として用いる効果が鮮明に現れる。このとき、すべての変数を用いても推定精度がほとんど改善されない（b と e の評価がほぼ同じである）ことから、還流量が組成推定に大きく貢献していることがわかる。さらに温度測定段数を増加させると（B6、B7）塔内温度以外の変数を利用する効果が見られなくなる。これは、十分に多くの温度測定段を用意すれば、塔内温度だけで蒸留塔の運転状態を十分に表現できることを意味してい

る。しかし、塔内温度 3 点とその他すべての変数を用いる場合 (B2e) に比べて、温度測定段数を増加させても推定精度はほとんど向上しないことから、実用上は温度測定段数は 3 段で十分であると考えられる。以上の議論は静的モデル (C0) および動的モデル (C21) に共通しているが、推定精度については、動的モデルが静的モデルをはるかに凌いでいる。

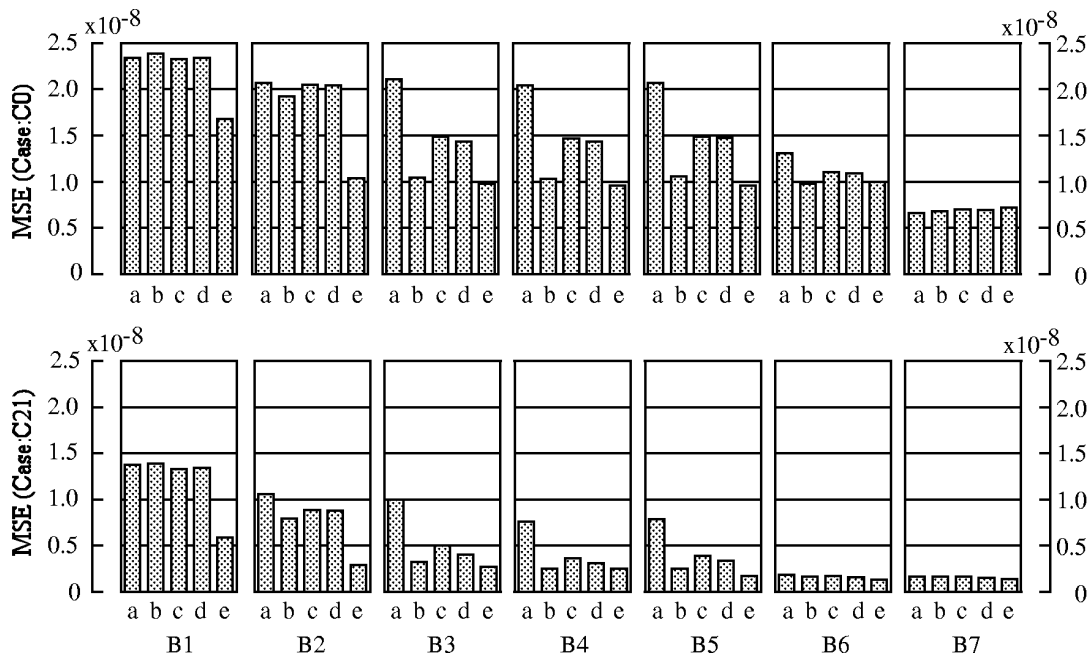


図 4.4.2 塔頂側製品組成の推定精度への入力変数選択の影響

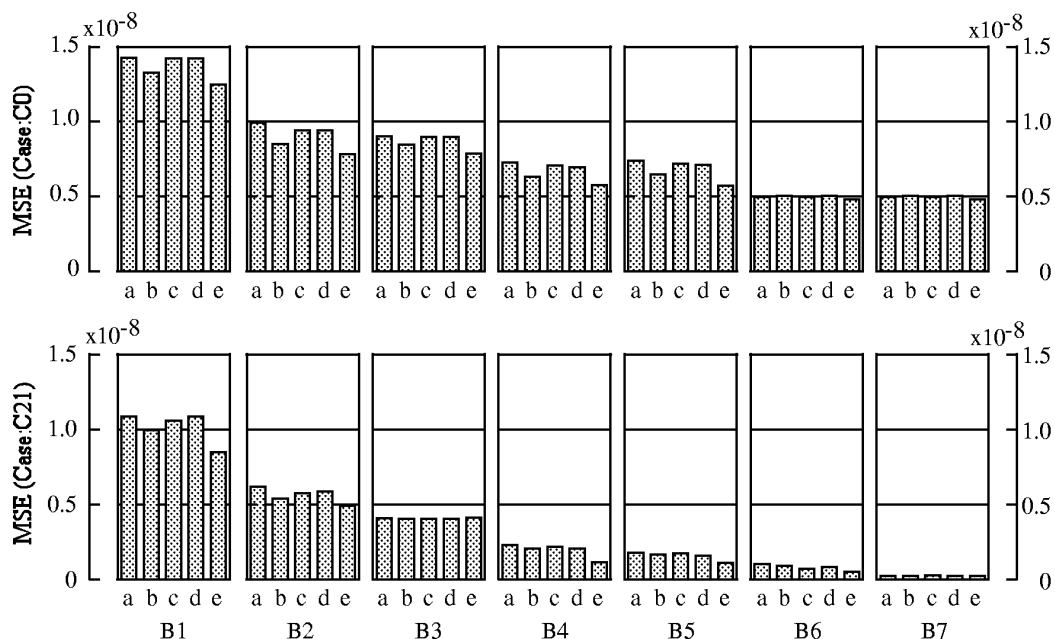


図 4.4.3 塔底側製品組成の推定精度への入力変数選択の影響

次に、塔底エタノールモル分率を推定する場合について考察する。この場合も基本的には上述の議論が成立する。ただし、塔内温度以外の変数を用いる効果は相対的に小さく、劇的に推定精度が向上するようなことはない。特に、還流量の寄与は塔頂製品組成を推定する場合と比べて極端に小さい。また、動的モデル(C21)に関する結果から、温度測定段数は5段以上にすべきであると考えられる。

以上の考察から、塔内温度以外の変数を用いることにより、推定精度を大きく改善できることは明らかである。さらに、すべての変数を利用する場合には、5段以上の温度測定段を利用して、推定精度にほとんど改善は見られない。これと同様の結果は、2成分蒸留塔を対象とした場合について報告されている²⁵⁾。ここまでの結果をふまえて、以下の節では、温度測定段数を5とし、他の3変数を利用する組成推定モデル(B4e)を採用する。

なお、操作量はコントローラによって決定されるため、製品組成に瞬間的に影響を与えない。したがって、動的モデルを構築する際には、現時刻の操作量を入力変数として利用していない。

・ サンプリング間隔の選択

過去のデータを利用する効果について検討するために、C0-C22のすべてについて組成推定モデルを構築した。動的モデル(C1-C20)は静的モデル(C0)よりも推定精度の点で優れている。さらに、蒸留塔の設定を様々に変化させてサンプリング間隔が推定精度に及ぼす影響を調べたところ、最適なサンプリング間隔は蒸留塔の特性、特に還流槽とリボイラーのホールドアップに依存することが確認できた。データ数を増加させることによって推定モデルの性能は向上するが、C21とC22の結果に大差がないことから、現時刻も含めて計4時刻程度のデータを利用すれば十分であると判断される。そこで、最終的にC21を採用する。

・ 静的モデルと動的モデルの比較

以上より、静的モデルとしてはB4e、C0を、動的モデルとしてはB4e、C21を採用することにした。PLSモデルを決定するためには、採用する潜在変数の数を適切に選択する必要がある。そこで、クロスバリデーションの結果と検証用データへの適用結果とを併せて、静的モデルで採用する潜在変数の数を5、動的モデルで採用する潜在変数の数を10と定めた。

構築した静的PLSモデルおよび動的PLSモデルを検証用データに適用した結果を表4.4.2および図4.4.4に示す。静的モデルを適用した場合に生じる推定値の細かい振動が動的モデル適用することによって抑制されており、動的モデルが高い性能を示すことが確認できる。

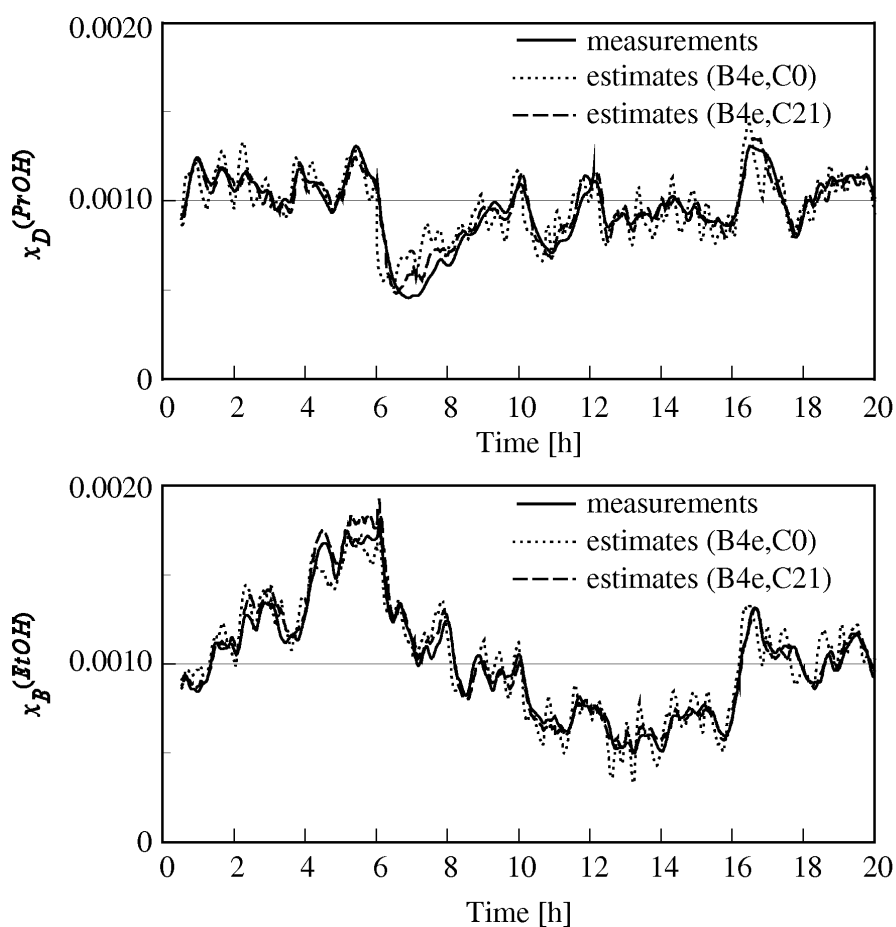


図 4.4.4 推定結果

3.3.5 組成推定制御

本節では、先に構築した動的 PLS モデルを利用して、組成推定制御を行う。推定制御を適用する効果を検証するために、塔内温度制御と組成推定制御の制御性能を比較する。なお、制御性能は、製品組成とその設定値の平均二乗誤差 (MSE) に基づいて評価する。

まず、塔内温度制御系による制御性能を表 4.4.3 に示す。なお、他の制御系を用いた場合の結果も併せて示してある。

表 4.4.3 制御性能の比較

Control strategy	MSE of Control x 10 ⁸ (MSEP x 10 ⁸)	
	XD(PrOH)	XB(EtOH)
Tray Temperature	2.5 (0.14)	8.5 (0.26)
Inferential	4.4 (2.86)	4.3 (1.25)
Cascade	2.6 (1.67)	2.2 (0.56)

(1) 組成推定制御

組成推定制御系について検討する。先に述べた塔内温度制御と同様に、マルチループPI制御を採用し、制御パラメータは試行錯誤により調整する。この組成推定制御系の制御結果を図 4.4.5 に、このときの制御性能を表 4.4.3 に示す。

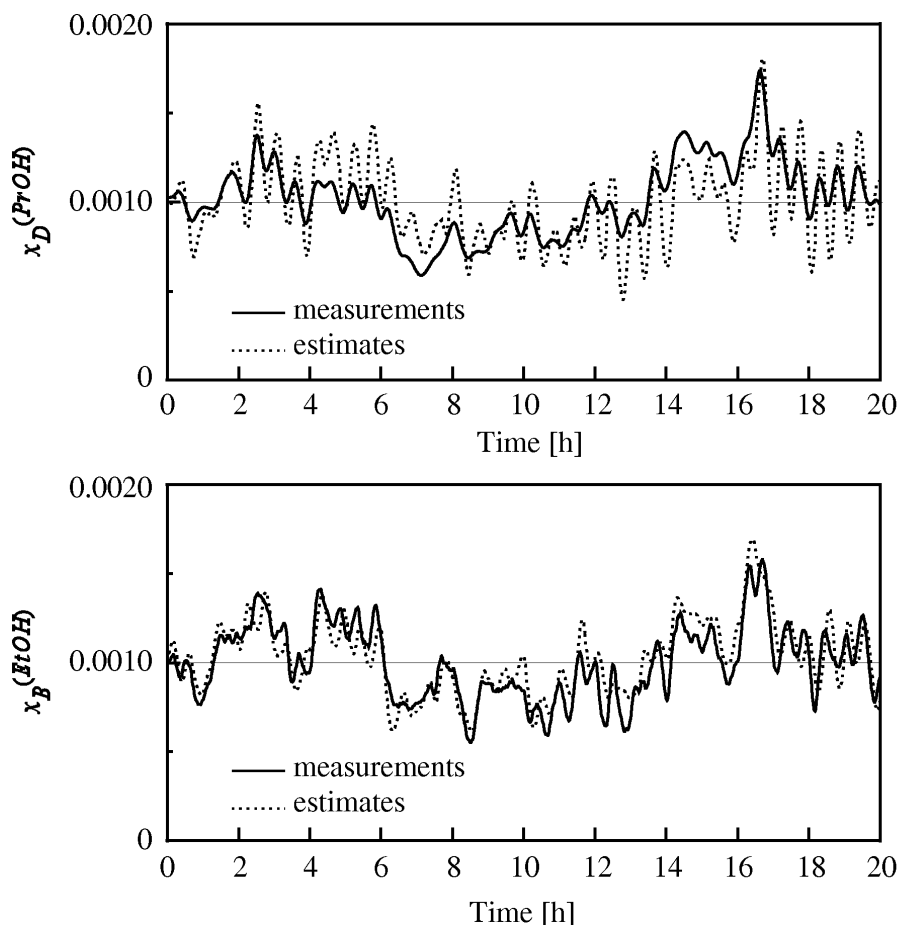


図 4.4.5 推定制御結果

組成推定制御と塔内温度制御を比較すると、組成推定制御を適用しても制御性能があまり改善されていないことがわかる。さらに、温度制御時には製品組成を高い精度で推定できているにもかかわらず、推定制御時には推定精度が極端に低下している。組成推定制御の性能を改善するためには、推定精度を改善する必要がある。実際、製品組成がオンラインで測定可能であるという仮定の下で、製品組成の測定値を制御量とする場合には、コントローラのゲインを大きくすることによって、非常に良好な制御応答が実現できることを確認した。

推定精度を改善する1つの方法として、組成推定制御下で得られる運転データから組成推定モデルを再構築する方法がある。PLSモデルのような統計モデルに共通する特徴として、モデル構

築に利用したデータと類似したデータに対しては高い推定精度が期待できるが、異なるデータに対しては推定精度が低下してしまうことが挙げられる。したがって、組成推定制御に利用する推定モデルを組成推定制御下で得られる運転データを用いて構築することにより、推定精度および制御性能を向上させることができるはずである。このような推定モデルの構築と制御系の設計とを繰り返して行う方法の必要性は Kresta らによって指摘されている⁸⁾。

本研究では、推定モデルの構築と制御系の設計とを繰り返すのではなく、温度制御の比例ゲインを変化させてシミュレーションを行い、得られた時系列データを用いて推定モデルを構築した。これは、コントローラを変化させることによって、塔内温度がより大きく変動する時系列データを作成することができるため、より広範な運転状態に適合する組成推定モデルを構築できると期待したためである。これと同様の効果は、温度制御の設定値を変化させることによっても得ることができる。

温度制御パラメータを変化させてモデル構築用データを作成する方法が有効であるとしても、表 4.4.3 に示したように、組成推定制御の適用によって制御性能が大幅に改善されることはなく、その制御性能は満足できるものではない。より制御性能を高めるためには、制御を強くすることが必要である。しかし、ここで用いた設定よりも比例ゲインを大きくすると、還流量およびリボイラー熱負荷が急激に変化するようになり、組成推定モデルがその変化に適合できなくなってしまう。このため、推定精度の極めて高いモデルを構築しない限り、製品組成推定値を制御量とする組成推定制御系では、制御パラメータの調整によって制御性能を改善することは困難である。

(2) カスケード制御

一般に蒸留塔では、原料の流量や組成が変動した場合に、その影響は塔内の状態を変化させながら塔端へと伝播していき、やがて製品組成をも変化させる。還流量やリボイラー熱負荷を操作した場合も同様であり、その操作の影響が蒸留塔他端の製品組成を変化させるまでには遅れがある。したがって、塔内の状態を監視していれば、原料外乱および塔他端における操作の影響を早期に検出することができるはずである。この観点から、原料外乱および塔他端における操作が製品組成に及ぼす影響をフィードフォワード的に補償するために、塔内温度制御が利用できると考えられる。しかし、既に示したように、塔内温度制御だけでは十分な制御性能を実現することはできないため、組成推定制御と塔内温度制御とを組み合わせたカスケード制御系を適用する。

提案するカスケード制御系を図 4.4.6 に示す。この制御系では、先に利用したものと同一の温度コントローラを内側ループに組み込み、外側ループでは 2 つの温度コントローラに与える設定値を操作量として製品組成推定値を制御する。外側ループに対応する組成推定制御ループでは、それぞれ PI コントローラを利用するものとし、制御パラメータは試行錯誤で決定した。このカスケード制御系の制御結果を図 4.4.7 に、このときの制御性能を表 4.4.3 に示す。

カスケード制御系の制御性能は、これまでに検討した塔内温度制御系および組成推定制御系よりも優れている。さらに、組成推定制御時と比較して、推定精度も向上していることがわかる。

ここで示したカスケード制御系の性能に満足できないのであれば、このカスケード制御系の下で得られる時系列データから組成推定モデルを再構築し、さらにコントローラを再調整することによって、制御性能を改善できる可能性はある。

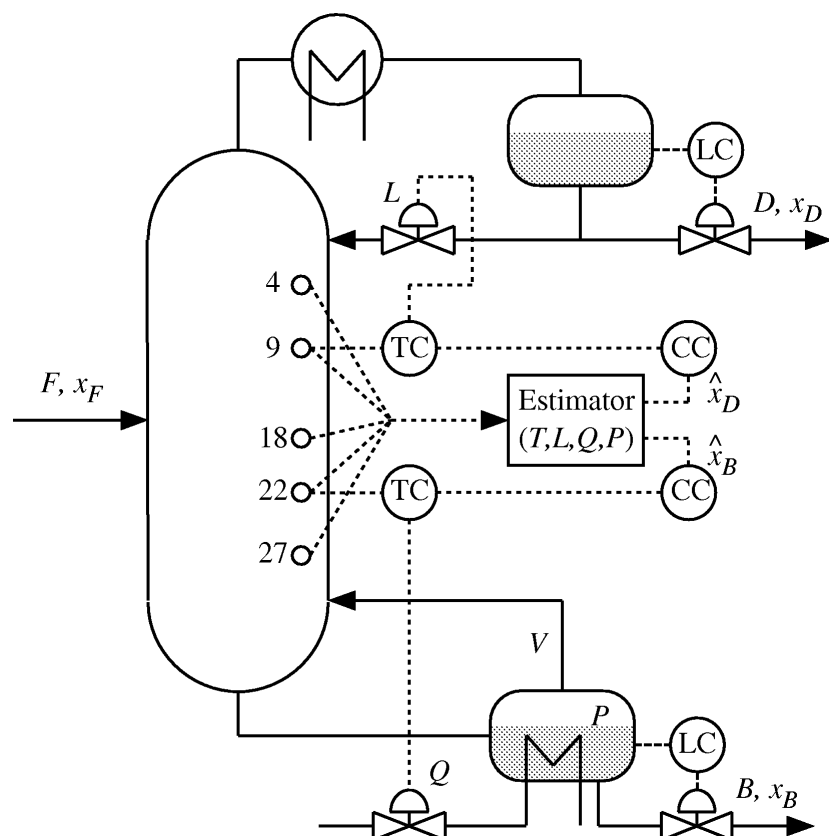


図 4.4.6 Cascade control scheme with composition estimator.

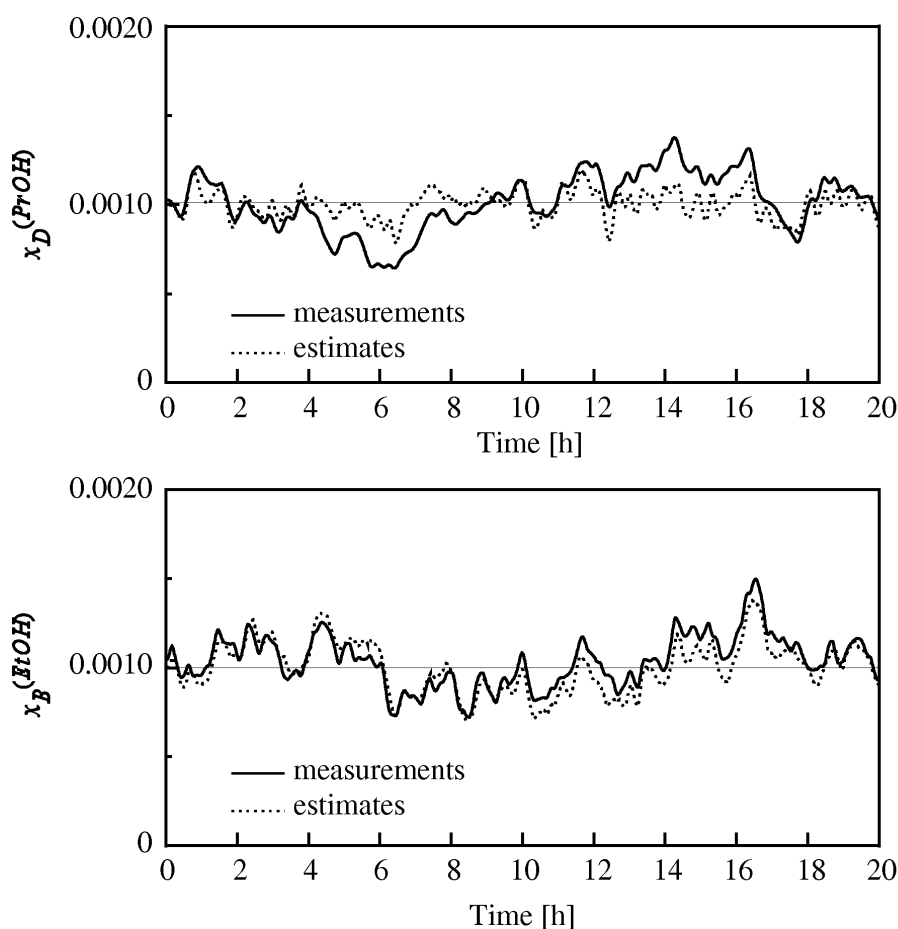


図 4.4.7 カスケード制御による制御結果

3.3.6 予測推定制御

蒸留塔製品組成を推定するための静的モデルは潜在的な予測効果を有しており、この予測効果のために、推定精度で劣る静的モデルを用いて動的モデルと同等の制御性能を実現できる⁵⁾。すなわち、静的モデルの推定値は近い将来における製品組成実測値と類似した変化をするため、静的モデルを用いた推定制御はフィードフォワード制御効果を有し、結果として良好な制御性能が実現できる。この予測効果を動的モデルに持たせ、より高い推定精度および制御性能を実現するための方法として、現時刻の製品組成を推定する代わりに将来の組成を予測するモデルの利用が考えられる。本稿では、このモデルを予測推定モデルと呼ぶ。提案する予測推定モデルを推定制御に用いることによって、外乱が製品組成に影響を及ぼす前に、その影響を軽減することができる。この制御方法を予測推定制御と呼ぶ。

予測推定制御の有効性を検証するために、他の制御手法との性能比較を行った結果を表 4.4.4 にまとめる。動的モデル DYN を用いた従来型推定制御(InfC-DYN)は、静的モデル STA を用いた推定制御(InfC-STA)よりも優れている。また、DYN を用いた予測推定制御(PredInfC-DYN)は、

STA を用いた予測推定制御(PredInfC-STA)および塔内温度制御(TC)よりも優れている。さらに、カスケード型予測推定制御(CasPredInfC-DYN)によって、製品組成がオンライン測定できると仮定した理想的な組成制御(Ideal CC)と同等の高い制御性能が実現できる。

表 4.4.4 制御性能の比較

Type of control system	Total MSEC
Ideal CC	12.92×10^{-7}
TC	15.76×10^{-7}
InfC-STA	17.47×10^{-7}
InfC-DYN	15.27×10^{-7}
PredInfC-STA	16.22×10^{-7}
PredInfC-DYN	14.40×10^{-7}
CasPredInfC-DYN	13.16×10^{-7}

3.3.7 結言

多成分蒸留塔の製品組成をオンライン測定可能なプロセス変数から推定できる組成推定モデルを、PLS を利用して構築した。その結果、今回対象とした蒸留塔については、還流量、リボイラー熱負荷、リボイラー圧力を入力変数として利用することにより、塔内温度測定段数を合計 5 段程度としても、十分に高い精度で製品組成が推定できることがわかった。さらに、定常状態モデル、静的モデル、動的モデルの 3 種類の組成推定モデルを比較し、動的モデルの利用によって推定精度を大幅に改善できることを示した。

構築した動的 PLS モデルに基づいて計算される製品組成推定値を制御量として利用する製品組成推定制御について検討した。単純な組成推定制御系を採用した場合、組成制御を強くすると推定精度が低下してしまうという状況が発生したため、期待に反して塔内温度制御よりも制御性能を改善することはできなかった。しかし、温度制御時に制御パラメータを変化させることによって、運転データがより広範な運転状態を代表できることに着目し、そのようなデータから構築した組成推定モデルを組成推定制御に適用することによって、推定精度および制御性能を改善できることを示した。さらに、製品組成をフィードバック制御すると同時に、原料外乱および塔他端における操作が製品組成に与える影響をフィードフォワード的に補償するために、塔内温度制御を内側ループに、製品組成制御を外側ループに採用したカスケード制御系が有効であることを示した。

さらに推定制御性能を向上させるために、予測推定制御を提案した。予測推定制御は、蒸留塔の特性を活用して、フィードフォワード制御効果を有するフィードバック制御系を実現するための優れた手法である。カスケード型推定制御系を適用する場合、モデル構築と制御系設計を繰り返すことなく、極めて高い制御性能を実現できる。

引用文献

- 1) Buckley, P. S., W. L. Luyben, and J. P. Shunta, "Design of distillation column control system", pp.229-242, Instrument Society of America (1985)
- 2) 中溝高好、"信号解析とシステム同定"、コロナ社、現代制御シリーズ1 (1988)
- 3) Weber, R. and C. B. Brosilow, "The use of secondary measurements to improve control", AIChE J., Vol.18, No.3, pp.614-623 (1972)
- 4) Joseph, B. and C. B. Brosilow, "Inferential control of processes: Part I. Steady state analysis and design", AIChE J., Vol.24, No.3, pp.485-492 (1978)
- 5) Keller, J. P. and D. Bonvin, "Selection of inputs for the purpose of model reduction and controller design", Preprints of IFAC World Congress on Automatic Control, pp.226-231, Munich (1987)
- 6) Mejdell, T. and S. Skogestad, "Estimation of distillation compositions from multiple temperature measurements using Partial-Least-Squares regression", Ind. Eng. Chem. Res., Vol.30, pp.2543-2555 (1991)
- 7) Mejdell, T. and S. Skogestad, "Composition estimator in a pilot-plant distillation column using multiple temperatures", Ind. Eng. Chem. Res., Vol.30, pp.2555-2564 (1991)
- 8) Kresta, J. V., T. E. Marlin, J. F. MacGregor, "A general method for the development of inferential control schemes using PLS", Preprints of 4th International Symposium on Process Systems Engineering (PSE), Vol.II, pp.14.1-14.14, Quebec, Canada (1991)
- 9) Kresta, J. V., T. E. Marlin, J. F. MacGregor, "Development of inferential process models using PLS", Comp. Chem. Engng, Vol.18, pp.597-611 (1994)
- 10) Shin, J., S. Park, and M. Lee, "Design of a composition estimator for inferential control of high-purity distillation columns", Preprints of Chemical Process Control - V (CPC-V), Tahoe City, California (1996)
- 11) Fujii, H., S. Lakshminarayanan, and S. L. Shah, "Application of the PLS technique to the estimation of distillation tower top composition", Preprints of IFAC symposium on Advanced Control of Chemical Processes (ADCHEM), pp.529-534, Banff, Canada (1997)
- 12) 鈴木剛、"基礎講座 プロセス制御 第7回 蒸留塔の制御"、Petrotech、Vol.17、No.4、pp.84-87 (1994)
- 13) Rademaker, O, J. E. Rijnsdorp, and A. Maarleveld, "Dynamics and control of continuous distillation units", Elsevier, Amsterdam (1975)
- 14) Tolliver, T. L. and L. C. McCune, "Finding the optimum temperature control trays for

- distillation columns", InTech, Vol.27, No.9, pp.75-80 (1980)
- 15) Wood, C. E., "Tray selection for column temperature control", Chem. Eng. Prog., Vol.64, No.1, pp.85-88 (1968)
 - 16) Moore, C., J. Hackney, and D. Canter, "Selecting sensor location and type for multivariable processes", In: Shell Process Control Workshop (D. M. Prett and M. Morari, Ed.), pp.291-308, Butterworth, Boston (1987)
 - 17) Joseph, B., C. B. Brosilow, J. C. Howell, and W. R. D. Kerr, "Multi-temps give better control", Hydrocarbon Processing, March, pp.127-131 (1976)
 - 18) Skogestad, S. and M. Morari, "Understanding the dynamic behavior of distillation columns", Ind. Eng. Chem. Res., Vol.27, pp.1848-1862 (1988)
 - 19) Luyben, W. L., "Control of distillation columns with sharp temperature profiles", AIChE J., Vol.17, pp.713-718 (1971)
 - 20) Whitehead, D. B. and M. Parnis, "Computer control improves ethylene plant operation", Hydrocarbon Processing, Nov., pp.105-108 (1987)
 - 21) Luyben, W. L., "Feedback control of distillation columns by double differential temperature control", I&EC Fundamentals, Vol.8, No.4, pp.739-744 (1969)
 - 22) Boyd, D. M., "Fractionation column control", Chem. Eng. Prog., Vol.71, No.6, pp.55-60 (1975)
 - 23) Luyben, W. L., "Profile position control of distillation columns with sharp temperature profiles", AIChE J., Vol.18, No.1, pp.238-240 (1972)
 - 24) Bozenhardt, H. F., "Modern control tricks solve distillation problems", Hydrocarbon Processing, June, pp.47-50 (1988)
 - 25) Mejdell, T. and S. Skogestad, "Output estimation using multiple secondary measurements: high-purity distillation", AIChE J., Vol.39, No.10, pp.1641-1653 (1993)
 - 26) Brosilow, C. B. and M. Tong, "Inferential control of processes: Part II. The structure and dynamics of inferential control systems", AIChE J., Vol.24, No.3, pp.492-500 (1978)
 - 27) Joseph, B. and C. B. Brosilow, "Inferential control of processes: Part III. Construction of optimal and suboptimal dynamic estimators", AIChE J., Vol.24, No.3, pp.500-509 (1978)
 - 28) 須田信英、"PID 制御"、朝倉書店、システム制御情報ライブラリー6 (1992)

< 本研究に関する研究発表 >

- (1) 学会誌等

- 1) 加納学、宮崎浩一、長谷部伸治、橋本伊織：“Partial Least Squares Regression を用いた蒸留塔製品組成の推定制御”、化学工学論文集、第24巻、第3号、pp.425-430 (1998)
- 2) 加納学、Natthaphone Showchaiya、長谷部伸治、橋本伊織：“蒸留塔製品組成制御を目的とした組成推定モデルの選択”、化学工学論文集、第26巻、第1号、pp.94-99 (2000)
- 3) Manabu Kano, Koichi Miyazaki, Shinji Hasebe, and Iori Hashimoto: “Inferential control system of distillation compositions using dynamic Partial Least Squares regression”, Journal of Process Control, Vol.10, No.2-3, pp.157-166 (2000)
- 4) Natthaphon Showchaiya, Manabu Kano, Shinji Hasebe, and Iori Hashimoto: “Predictive Inferential Control of Distillation Compositions”, Journal of Chemical Engineering of Japan (投稿中)

(2)口頭発表

- 1) Natthaphon Showchaiya, Manabu Kano, Shinji Hasebe, and Iori Hashimoto: “Predictive Inferential Control of Distillation Compositions”, International Symposium on Design, Operation and Control of Next Generation Chemical Plants (PSE Asia 2000), Kyoto, Japan, Dec. 6-8 (2000)
- 2) Manabu Kano, Natthaphon Showchaiya, Shinji Hasebe, and Iori Hashimoto: “Inferential Control of Distillation Compositions: Selection of Model and Control Configuration”, 6th IFAC Symposium on Dynamics and Control of Process Systems (DYCOPS-6), Cheju Island, Korea, June 3-6 (2001)