

4.4 ナフサ分解炉反応管外壁温度の推定

4.4.1 緒言

Lummus 法エチレンプロセス^{1,2)}の最初に位置するナフサ分解炉³⁾では、原料ナフサを熱分解することによってエチレン・プロピレンを主生成物として生産しているが、この際、副生成物であるコークが反応管内壁に層を形成（コーキング）し、管の総括伝熱係数を徐々に低下させる。一方、主生成物の収率を設定値に保持するために、反応管出口における分解ガス温度を一定に保つような制御が行われている。この操作の結果、コーク層の成長すなわち反応管の総括伝熱係数の低下に伴い、反応管外壁温度（スキン温度）が上昇する。ナフサ分解炉の運転においては、スキン温度が反応管の材質から定まる上限値を越えないようにしなければならない。したがって、スキン温度が許容限界温度に近づくと、反応管内壁に堆積したコーク層の除去（デコーキング）が行われる。分解炉の型式や運転状態にもよるが、デコーキングは数ヶ月ごとに行われる。

本研究で対象とするエチレンプラントには全 15 炉のナフサ分解炉があり、プラント全体の生産計画に基づいて各分解炉のデコーキング時期が決定されている。その際、多くの分解炉で同時にデコーキングを行うと全体としての生産量が確保できなくなるため、分解炉を同時期に停止させないように、かつ各分解炉のスキン温度が許容限界温度を越えないように、デコーキング時期を適切に決定しなければならない。さらに、分解炉を効率良く運転するという観点からは、スキン温度が許容限界温度に達する直前にデコーキングを行うことが望まれる。このように、分解炉のデコーキング時期はエチレンプラントの運転効率に対して大きな影響を与えるため、正確にスキン温度をモニタリングし、その情報を運転計画に反映させることが極めて重要な課題となる。しかし、オペレータが現場でパイロメータを用いてスキン温度を測定していることや、多くの分解炉に対して測定を行う必要があることなどの理由から、頻繁にスキン温度を測定することは困難であり、およそ 5 日毎にスキン温度が測定されているのが実状である。このため、実際には、数少ないスキン温度実測値をもとに、オペレータが自分の経験に基づいて、将来におけるスキン温度の変化を予測し、その予測値を参考にしてデコーキングの開始時期が決定されている。

デコーキング時期がプラントの運転効率に大きな影響を与えることを考えると、現在のようなオペレータの経験に基づく開始時期決定方法は適切であるとはいえない。一方、プラントの自動化を推進するという観点からは、オペレータの負荷を軽減する必要があり、現在以上に頻繁にスキン温度を測定することはできない。従って、より効率の高い分解炉の運転を実現すると同時に、オペレータの負荷を軽減するために、オンラインで測定されるプロセス変数からスキン温度を推定することが可能なスキン温度推定システムの開発が強く求められている。

スキン温度推定システムの開発に際しては、推定モデルの構築が必要不可欠である。分解炉内の反応現象は非常に複雑であり⁴⁾、詳細な物理モデルを構築するのは極めて困難な作業であると言える。これまでに提案されている物理モデルとしては、SPYRO (Simulation of Pyrolysis

Operations)⁵⁾で利用されているものがある。SPYRO を利用することにより、反応管出口組成、管内温度プロフィール、スキン温度プロフィール、圧力プロフィール、コーク成長速度などを求めることができる。しかし、詳細な反応モデルを利用するがゆえに、パラメータ推定に多大なデータと労力が必要になる。一方、経験的モデルとしては、線形回帰モデルやニューラルネットワークを用いた非線形モデルなどが考えられる。しかし、コーク層の成長に伴い運転状態が変化するため、線形回帰モデルなどの単純な統計モデルのみで信頼性の高い推定モデルを構築することは困難である。また、採取可能なデータ数や外挿精度の問題から、ニューラルネットワークの適用も難しいと考えられる。

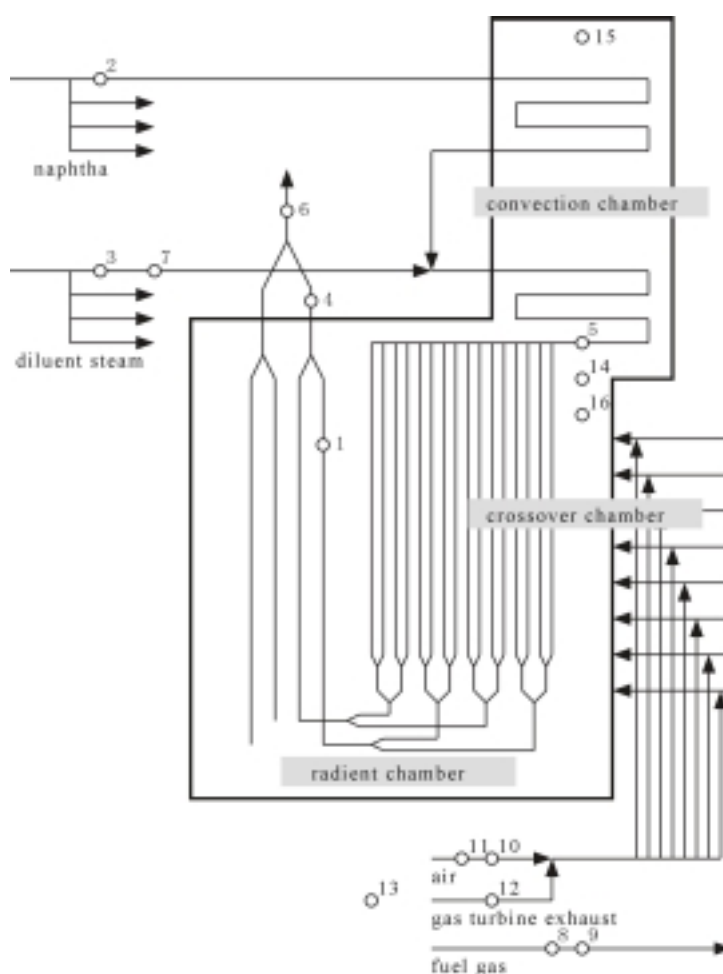


図 4.4.1 ナフサ分解炉概略図 (Lummus SRT-4 型炉)

このような特徴を持つ分解炉に対して、簡単なコーク成長速度モデルと基礎的な伝熱モデルを用いたスキン温度推定システムが Ohshima らによって提案されている⁶⁾。その推定システムでは、推定精度を向上させるために、拡張カルマンフィルタを用いてモデルに含まれるパラメータをオ

オンラインで逐次更新するという方法が採用されている。しかし、この推定方法では、推定精度を向上させる、すなわちパラメータを更新するために、スキン温度の実測値が必要である。従って、推定精度の向上と測定頻度の低減という2種類の要求を同時に満たすことはできない。

本研究では、Ohshimaらの用いた物理モデルを精密化するとともに、物理モデルでは表現しきれないスキン温度の挙動（物理モデルの推定誤差）を表現するための統計モデルを構築し、得られた物理モデルと統計モデルとを統合させることによって、広範な運転状態に対して適用可能なスキン温度推定システムを開発する。統計モデルの構築には、多変量解析手法の一種であるPLS (Partial Least Squares)を利用する。さらに、開発したスキン温度推定システムを実操業データに適用し、その有効性を検証する。

表 4.4.1 測定変数

No.	変数名
1	スキン温度
2	ナフサ流量
3	希釈蒸気流量
4	反応管出口温度
5	反応管入口温度
6	反応管出口圧力
7	希釈蒸気圧力
8	燃料ガス分子量
9	燃料ガス流量
10	ガスタービン排ガス (GTE) 流量
11	ガスタービン排ガス (GTE) 温度
12	空気流量
13	外気温
14	クロスオーバー部燃焼ガス温度
15	コンベクション部燃焼ガス温度
16	ドラフト圧力

4.4.2 ナフサ分解炉の概要

本研究で対象とするナフサ分解炉は、Lummus SRT-1, 2, 4, 5 型炉 (Short Residence Time Cracking Furnace) である。その概略を図 4.4.1 に示す。ナフサ分解炉は、コンベクション部・クロスオーバー部・ラジアント部の3つの部分から構成されている。原料となるナフサは4本の反応管に分けられた後、コンベクション部での予熱および希釈水蒸気との混合を経て、クロスオーバー部・ラジアント部に送られ、燃料ガスおよびガスタービン排ガスを利用して加熱される。ナフサと希釈水蒸気の比率はナフサの分解速度をあるレベルに保持するように決定される。さらに、収率を一定に保つために、反応管出口温度を一定に制御する必要がある。このために、4本の反応管へ流入するナフサの割合が調節され、加熱に必要な熱量から燃料ガスおよびガスタービン排ガス流量が決定される。測定されているプロセス変数のうち代表的なものを図 4.4.1 に、各

変数の説明を表 4.4.1 に示す。

熱分解の進行に伴い、副生成物であるコークが反応管内壁に層を形成し、反応管の総括伝熱係数を低下させる。反応管出口温度を一定に保つような制御が行われているため、反応管の総括伝熱係数の低下に伴い、スキン温度が徐々に上昇する。そのため実プラントでは、スキン温度が管材質から定まる限界温度を越えていないことを確認するために、5日に1回程度の頻度でオペレータがパイロメータを用いてスキン温度を測定している。こうして測定されたスキン温度およびプラント全体の生産計画に基づいて、デコーキングの時期が決定される。

4.4.3 物理モデルの構築

分解炉内の反応現象は非常に複雑であるため、詳細な反応モデルを利用すると、パラメータ推定に多大なデータと労力が必要になる。一方、経験的モデルでは、コーク層が成長するにつれてプロセスの特性が変化することや、デコーキング後に反応管内壁に残存するコーク層の厚さが毎回異なることなどに適切に対応することは困難である。

本研究の目的はスキン温度の推定であるため、それほど詳細な反応モデルは必要ない。しかし、運転データのみに基づく統計モデルでは十分な精度での推定は困難である。そこで、本研究では、比較的単純な物理モデルを採用することにする。本節では、Ohshima らによって提案されている簡単なコーク成長速度モデルと基礎的な伝熱モデルを用いたスキン温度推定モデル⁶⁾に改良を加え、精密化した物理モデルについて簡単に説明する。

(1) コーク成長速度モデル

反応管壁におけるコーク層の成長機構を、1) コーク前駆体のバルク流体から反応管壁への物質移動、2) コーク前駆体の反応管壁での化学反応によるコークの生成と堆積、の2段階で表現する物理モデルが提案されている⁷⁾。反応管壁において擬定常状態が成り立つと考えられるため、コーク成長速度 R_c [$\text{kmol}/\text{m}^2 \text{ s}$] は近似的に次式で与えられる。

$$R_c = K_m y_c \quad (4.4.1)$$

ここで、 K_m はガス境膜物質移動係数 ($\text{kmol}/\text{m}^2 \text{ s}$) であり、 y_c は管内流体中コーク前駆体モル分率である。

一方、管内乱流移動現象に関する式から、物質移動係数 K_m は

$$K_m = K_1 \frac{W_f^{0.8}}{(D_i - 2d)^{1.8}} \quad (4.4.2)$$

となる。ここで、 K_1 は定数であり、 D_i , d はそれぞれ反応管内径 (m) とコーク層厚さ (m)、 W_f は管内流体の質量流量 (kg/s) である。式(4.4.2)を式(4.4.1)に代入すると、

$$R_c = K_1 \frac{W_f^{0.8}}{(D_i - 2d)^{1.8}} y_c \quad (4.4.3)$$

となる。

Solomon は式(4.4.3)における管内流体中コーク前駆体モル分率 y_c をも定数 K_1 に含めたコーク成長速度モデルを提案し⁷⁾、Ohshima らはそのモデルを利用している⁶⁾。しかし、Solomon のモデルでは、コーク前駆体モル分率の変化に伴うコーク成長速度の変化を表現できない。そこで、コーク前駆体モル分率の変化がコーク成長速度に及ぼす影響をモデルに組み込むために、コーク前駆体モル分率が原料のナフサ濃度に比例すると考えて、最終的にコーク成長速度を

$$R_c = K_2 \frac{W_f^{0.8}}{(D_i - 2d)^{1.8}} \frac{W_n}{W_f} \quad (4.4.4)$$

で表現する。ここで、 W_n はナフサの質量流量 ([kg/s]) である。

(2) スキン温度の伝熱モデル

反応管壁まわりにおいて、熱は管壁・コーク層・ガス境膜の順に伝わる。従って、スキン温度 T_{skin} は、管内流体温度 T_p および管壁・コーク層・ガス境膜での温度降下 T_w , T_c , T_g の和として次式で与えられる。

$$T_{skin} = T_p + \Delta T_g + \Delta T_c + \Delta T_w \quad (4.4.5)$$

円筒壁の単位長さについて、壁を単位時間あたりに通過する熱量 q [J/m s]は

$$q = 2\pi k \frac{T_o - T_i}{\ln(R_o / R_i)} \quad (4.4.6)$$

で与えられる。ここで、 T_o , T_i はそれぞれ円筒外壁温度および円筒内壁温度であり、 R_o , R_i はそれぞれ円筒外径および円筒内径である。式(4.4.6)を管壁およびコーク層に適用すると、

$$\Delta T_w = \frac{q}{2\pi k_w} \ln \frac{D_o}{D_i} \quad (4.4.7)$$

$$\Delta T_c = \frac{q}{2\pi k_c} \ln \frac{D_i}{D_i - 2d} \quad (4.4.8)$$

を得る。ここで、 k_w , k_c はそれぞれ反応管およびコーク層の熱伝導度である。一方、ガス境膜については、境膜が極めて薄いとすると、

$$\Delta T_g = K_3 q \left(\frac{W_f}{D_i - 2d} \right)^{0.8} \quad (4.4.9)$$

を得る。ここで、 K_3 は定数である。なお、Ohshima らが用いた伝熱モデルでは、ガス境膜での温度変化が無視されている⁶⁾。

(3) 物理モデルの離散化

今回スキン温度推定システムの適用対象となるナフサ分解炉においては、スキン温度の予測に、各プロセス変数の一日平均の値を利用する。従って、コーク成長速度モデルおよび伝熱モデルを次の差分方程式で表す。

$$d(t+1) = d(t) + C_1 \frac{W_f(t)^{0.8}}{(D_i - 2d(t))^{1.8}} \frac{W_n(t)}{W_f(t)} \quad (4.4.11)$$

$$T_{skin}(t) = T_p(t) + C_2 q(t) \left\{ \alpha \left(\frac{W_f(t)}{D_i - 2d(t)} \right)^{0.8} + \ln \frac{D_i}{D_i - 2d(t)} + \beta \right\} \quad (4.4.12)$$

ここで、t は時間を表し、単位時間は 1 日である。C1, C2 はプロセスデータから推定すべきパラメータであり、炉ごとに固有の値を持つ。一方、 α, β は物性データと反応管径を用いて算出される。

コーク成長速度モデルおよび伝熱モデルの導出に際して、Tp は管内流体温度、q はスキン温度測定点における反応管単位長さ単位時間あたりの伝熱量と定義した。しかし、いずれもオンラインで測定可能な変数ではない。このため、管内流体温度 Tp は、スキン温度測定点が反応管出口に近いことから、反応管出口温度で代用することとした。一方、伝熱量 q は、炉全体での流体の受熱量に比例すると仮定した。炉全体の受熱量は、燃料ガスの発熱量およびガスタービン排ガスが持ち込む熱量の和から燃焼後の排ガスが持ち出す熱量を差し引くことによって計算される。

(4) 物理モデルによるスキン温度の推定

前節で求めた物理モデルを用いてスキン温度を推定する場合、運転初日のコーク層厚さ d(1)を初期値として与える必要がある。デコーキングが理想的に行われている場合には、d(1)はゼロとみなせるが、実際にはデコーキングの状況は毎回異なる。従って、運転初日コーク層厚さ d(1)を、オンラインで測定されるプロセスデータおよびスキン温度の実測値から推定しなければならない。

物理モデルに基づくスキン温度推定の手順は以下のようになる。

[オフライン]

- 1) 分解炉の設計条件および物性値から、 α, β を求める。
- 2) 既存の運転データを用いて、炉毎に固有の値を持つパラメータ C1, C2 を決定する。

[オンライン]

- 1) 運転初期のスキン温度測定値とその推定値の誤差の二乗和が最小となるように、非線形最小二乗法を用いて、運転初日コーク層厚さ d(1)を推定する。
- 2) オンラインで測定されるプロセスデータからスキン温度を推定する。

なお、本研究では、オフラインで決定すべきパラメータ α , β , $C1$, $C2$ を分解炉の型式(SRT-1, 2, 4, 5) ごとに定めた。なお、パラメータ $C1$ はスキン温度推定値の上昇速度に、パラメータ $C2$ および初日コーク層厚さ $d(1)$ はスキン温度推定値のレベルに影響を与える。SRT-4 型炉のスキン温度を推定した結果を図 4.4.2, 4.4.3 に示す。

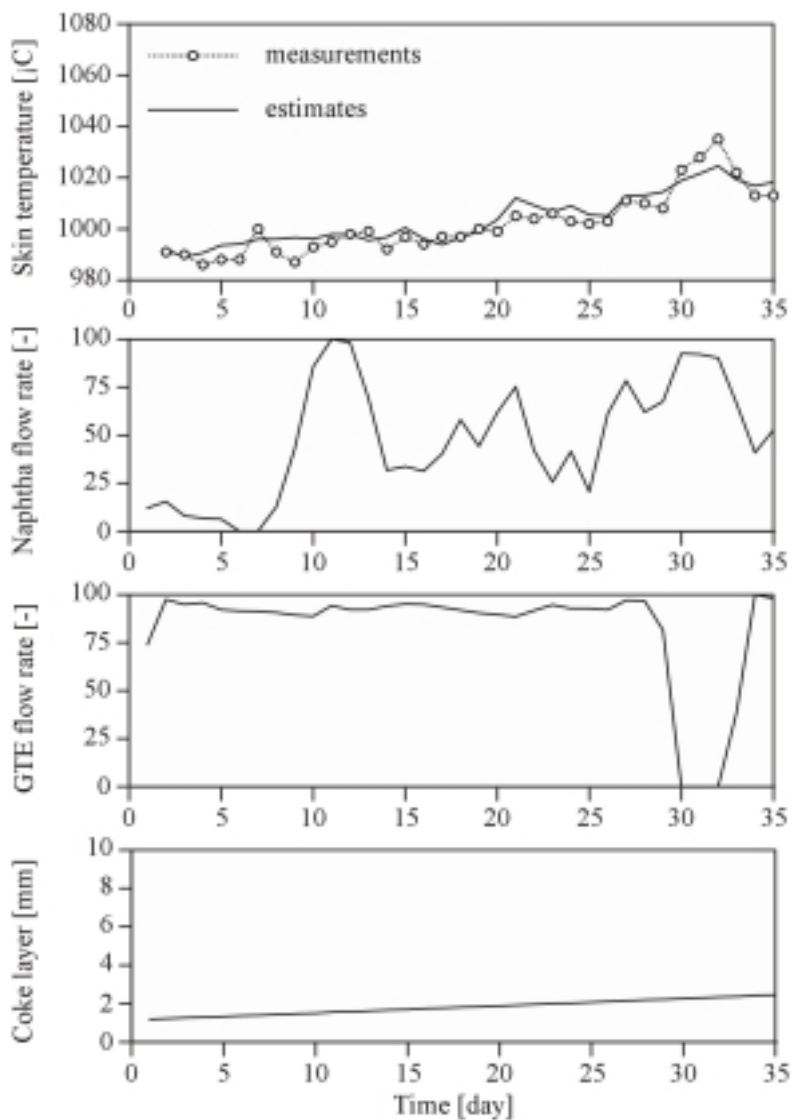


図 4.4.2 物理モデルによるスキン温度推定結果 (Run 2)

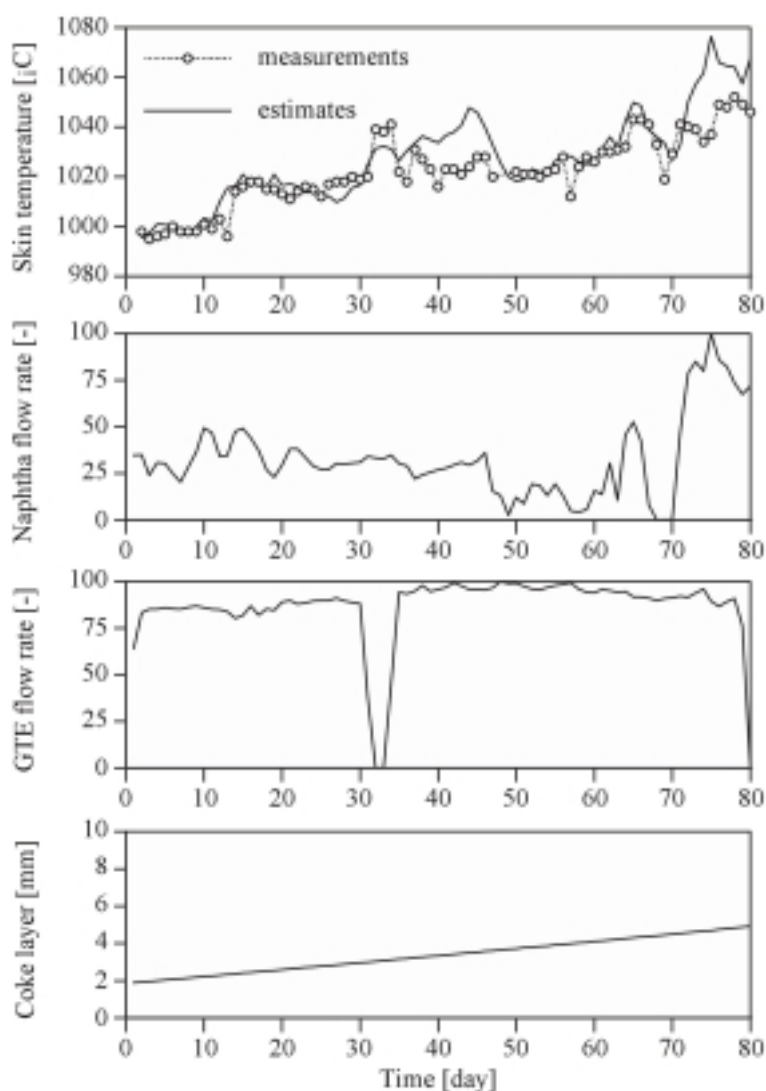


図 4.4.3 物理モデルによるスキン温度推定結果 (Run 3)

各図には、ナフサ流量、ガスタービン排ガス (GTE) 流量の実測値、およびコーク層厚さの推定値も示してある。この 2 ランのデータは、スキン温度推定システムの開発を目的として、ほぼ毎日スキン温度が測定されている貴重なものであり、今回モデル検証用として利用した。パラメータ C1, C2 の決定には別の運転データ (炉型式は同一) を用いている。すなわち、パラメータを決定するためのモデル構築用データと得られた物理モデルを検証するためのデータとを区別している。一方、初日コーク層厚さ $d(1)$ は運転初期の 2 点のスキン温度実測値から決定している。ただし、運転初日はスタートアップに伴いプロセス変数が特殊な値をとるため、初日の実測値は利用していない。すべてのランにおいて推定値は実測値の変動をよく表しており、構築した物理モデルは妥当なものであると判断できる。さらに、オンライン推定に必要なスキン温度の実測値が運転初期の 2 点のみで十分であるという事実は、スキン温度の測定頻度を削減するという目的に

も合致するものである。

しかしながら、図 4.4.2 の 30 日以降に着目すると、スキン温度測定値の急激な変化を物理モデルによって十分に表現できていないことがわかる。この急激な温度変化の原因は、炉の加熱に利用している GTE 流量の急激な変動である。過去の運転経験から GTE 流量を大きく低下させるとスキン温度が上昇することが知られているが、この現象を図 4.4.2 から確認することができる。同様な現象は図 4.4.3 にも現れている。実際、図中の 30～35 日に着目すると、GTE 流量の急激な低下と同時にスキン温度測定値が上昇し、その後の GTE 流量の上昇に応じてスキン温度測定値が低下しているが、このスキン温度の変動を推定値は十分に表現できていない。

以上より、構築した物理モデルだけでは表現しきれない現象が存在することがわかる。ただし、運転状態が急激に変動していない部分では、精度の高い推定が行われていることから、構築した物理モデルはスキン温度の推定に対して有効であると結論できる。

4.4.4 物理モデルと統計モデルの統合

構築した物理モデルに基づくスキン温度推定を多くの実操業データに対して行った結果、物理モデルだけではスキン温度の変動を十分な精度で表現できない場合があることが明らかになった。さらに推定精度を向上させるためには、次の 3 種類の方法が考えられる。

- 1) 物理モデル中のパラメータを逐次更新する。
- 2) より正確な物理モデルを構築する。
- 3) 経験的あるいは統計的なモデルを用いる。

本研究で対象としているナフサ分解炉では、スキン温度の測定頻度を削減することが目的の一つであるため、パラメータの更新ごとに測定値が必要となる 1) の方法を採用することは適切でない。2) の方法については、限られた測定データに基づいてパラメータを推定する必要があるため、物理モデルの精密化と推定すべきパラメータ数の削減とを共に満たすような物理モデルを構築しなければならない。しかし、ここで対象としているナフサ分解炉において、パラメータ数を増加させることなく物理モデルをさらに精密化することは極めて困難である。3) の方法については、コーク層の成長による運転状態の変化を表現できるような統計モデルの構築は困難であると同時に、利用できるスキン温度の測定データが非常に少ないため、構築した統計モデルの信頼性が極めて低くなると考えられる。

以上のことから、本研究では、既に導出した物理モデルと新たに構築する統計モデルとを統合することによって、スキン温度を推定する方法を提案する。なお、スキン温度のおおまかな変動は今回導出した物理モデルで表現できるため、その推定誤差を表現するモデルとしては、線形モデルで十分であると考えられる。線形モデルの構築には、モデルの入力変数となるプロセス変数が互いに相関を持つことを考慮して、PLS (Partial Least Squares) を用いる。

(1) PLS モデルの構造

物理モデルを作成する際に炉型式ごとにパラメータを決定したように、炉型式ごとに PLS モデルを構築する方法も考えられる。しかし、炉によってはスキン温度測定値のサンプル数が少ないことや、スキン温度のおおまかな変動は物理モデルで表現されており、運転状態が大きく変化した場合の補正が PLS モデルの主たる目的であることを考慮して、全 15 炉に共通の PLS モデルを構築することにした。

物理モデルによるスキン温度の推定誤差を表現できるモデルの構築が目的であるため、PLS モデルの出力データは次式から計算される値とする。

$$(\text{出力データ}) = (\text{実測値}) - (\text{物理モデルの推定値})$$

この式は次のようにスキン温度を推定することを表している。

$$(\text{推定値}) = (\text{物理モデルの推定値}) + (\text{PLS モデルの推定値})$$

一方、入力データはオンラインで測定されるプロセス変数をそれぞれ平均 0 分散 1 に正規化したものとする。本研究では、図 4.4.1 および表 4.4.1 に示した 16 種のプロセス変数の中から、表 4.4.2 に示す 12 変数を入力変数として用いることにした。ただし、エタン流量は図 4.4.1 および表 4.4.1 には示されていない。これは、エタンをナフサと混合して使用する炉は少数(3 炉)であり、エタンを全く使用しない炉が多い(12 炉)ためである。一方、PLS モデルの入力変数として用いない変数は、予備検討の段階で推定精度の向上に対する寄与が小さいと判断された変数である。

表 4.4.2 入力変数

No.	変数名
2	ナフサ流量
3	希釈蒸気流量
4	反応管出口温度
5	反応管入口温度
8	燃料ガス分子量
9	燃料ガス流量
10	ガスタービン排ガス (GTE) 流量
11	ガスタービン排ガス (GTE) 温度
12	空気流量
13	外気温
14	クロスオーバー部燃焼ガス温度
17	エタン流量

(2) PLS モデルの構築

PLS モデルの出力変数は物理モデルによる推定誤差であるから、PLS モデルを構築する前に物

理モデルによる推定を行わなければならない、そのためには、初日コーク層厚さを推定する必要がある。ところが、初日コーク層厚さを推定する際には、PLS モデルによる補正の効果も考慮に入れなければならない、そのためには、PLS モデルを構築しておく必要がある。すなわち、物理モデルと PLS モデルは同時に構築されなければならない。そこで、本研究では、繰り返し計算による推定モデルの構築を試みた。今回用いたデータに対しては、4 回の繰り返し計算で初日コーク層厚さの推定値が収束したと判断した。PLS モデルを構築する場合、採用する潜在変数の数を適切に決定する必要がある。ここでは、クロスバリデーションを行い、潜在変数の数が 8 より多い場合に推定精度の向上が顕著でないことから、採用する潜在変数の数としては 8 が適切であると判断した。この場合、PLS モデルを併用することにより、物理モデルのみの場合と比較して、MSE を評価基準とする推定精度が約 30%向上した。

(3) 推定システムの検証

開発したスキン温度推定システムを、モデリングには利用していない実操業データ (Run 3) に対して適用した結果を図 4.4.4 に示す。PLS モデルを導入した結果、30~35 日における GTE 流量の急激な変動に伴うスキン温度の変化を、完璧に表現できるようになった。ラン後半で推定誤差が大きくなっているが、推定誤差は最大で 20 程度であり、運転開始直後の 2 回のスキン温度測定値しか利用していないことを考慮すると、十分満足できる結果である。さらに、他の炉およびランにおける実操業データに対しても良好な推定結果を得た。以上より、本研究で対象としたナフサ分解炉のスキン温度推定に対して、物理モデルと PLS モデルとの統合は非常に有効な手段であることが示された。

4.4.5 結言

ナフサ分解炉のスキン温度を推定するために、1) 物理モデルの構築、2) 物理モデルでは表現しきれないスキン温度の挙動 (推定誤差) を表現するための統計モデルの構築、という 2 段階からなるモデリング手法を提案した。

物理モデルの構築に際しては、その目的がスキン温度の推定であることから、極めて詳細な反応モデルは採用せず、コーク成長速度モデルと伝熱モデルとからなる簡易モデルを導出した。この簡易な物理モデルを利用することにより、数少ない実測データに基づいて、高い精度でスキン温度を推定することが可能となった。ただし、運転状態が大きく変化する場合には、スキン温度の変化を物理モデルだけでは表現しきれないことが確認された。

物理モデルによる推定値を補正する目的で、統計モデルを構築した。ここで対象としたナフサ分解炉では、複数の制御系の影響により、プロセス変数が互いに高い相関を有する。このような状況下で採取されるデータに対して、通常の方法を適用すると、パラメータ推定値の分散

が大きくなるという問題が生じる。この問題は多重共線性と呼ばれているが、本研究では、PLS を利用することにより、この問題を回避することができた。

構築した推定モデルを実操業データに適用し、その有効性を確認した。このような2段階からなるモデリングを行うことによって、物理モデルと統計モデルの長所を併せ持ち、より広範な運転状態に対して適用可能なモデルの構築が可能となる。

本研究の詳細については、文献 11)を参照されたい。

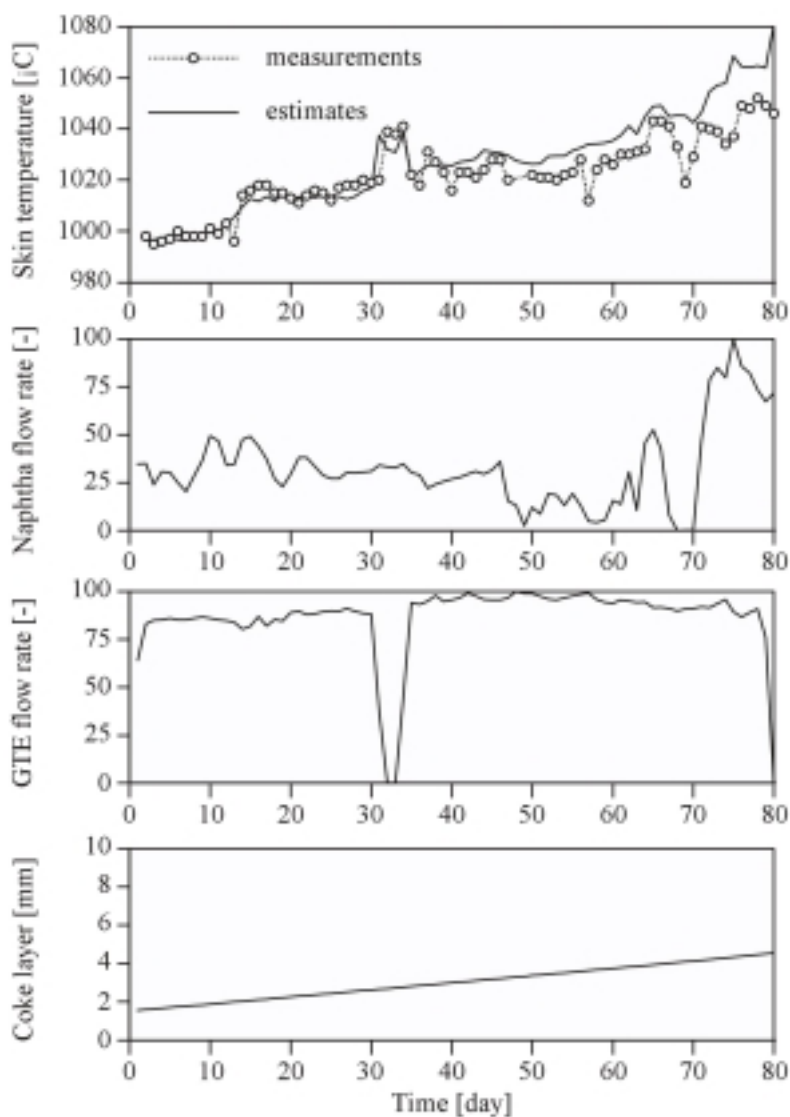


図 4.4.4 物理モデルと PLS モデルの統合モデルによるスキン温度推定結果 (Run~3)

引用文献

1) "Ethylene --- C-E LUMMUS", Hydrocarbon Processing, Vol.60, No.11, pp.155 (1981)

- 2) 化学工学協会編：“化学プロセス集成”、 pp.481-485、 東京化学同人 (1970)
- 3) 化学工学協会編：“化学工学便覧（改訂五版）”、 pp.1035-1041、 丸善 (1988)
- 4) 化学工学協会編：“化学工学便覧（改訂五版）”、 pp.194-196、 丸善 (1988)
- 5) Goossens, A.G., M. Dente, and E. Ranzi: “Improve steam cracker operation”, Hydrocarbon Processing”, Vol.57, No.9, pp.227-236 (1978)
- 6) Ohshima, M., H. Nakagawa, I. Hashimoto, U. Ohkamo, G. Suzuki, and Y. Kawabata: “On-line inference of tube-wall temperature in an industrial olefin pyrolysis plant”, J. Proc. Cont., Vol.6, No.5, pp.309-315 (1996)
- 7) Solomon, S.M.: “Developments in olefins production technology”, Inst. Chem. Eng. Symp. Ser., Vol.50, pp.99-120 (1977)
- 8) 水科篤郎、 荻野文丸：“輸送現象”、 pp.160、 産業図書 (1981)
- 9) 水科篤郎、 荻野文丸：“輸送現象”、 pp.253、 産業図書 (1981)
- 10) 亀井三郎：“化学機械の理論と計算”、 pp.94、 産業図書 (1975)
- 11) 加納学：“化学プロセスにおける状態量の推定と制御”、 京都大学博士論文 (1998)

< 本研究に関する研究発表 >

(1) 学会誌等

- 1) Manabu Kano, Toshihiro Shiren, Masahiro Ohshima, Iori Hashimoto, Umetaro Ohkamo, Go Suzuki, and Shyoji Aoki: "On-line Inference System of Tube-wall Temperature for an Industrial Olefine Pyrolysis Plant", AIChE Symposium Series No.316, Vol.93, pp.292-296 (1997)