

「データ駆動型アプローチの新展開特集号」

総 説

データ駆動型アプローチによる製造技術強化
—いかにプロセス特性変化に対応するか

加納 学*

1. はじめに

「データ駆動型アプローチ」と聞いて何を思い浮かべるだろうか。同床異夢は人間社会の常であるが、そのままでは議論がかみあわない。そこで、この総説を書き始めるにあたり、対象を明確にしておく。

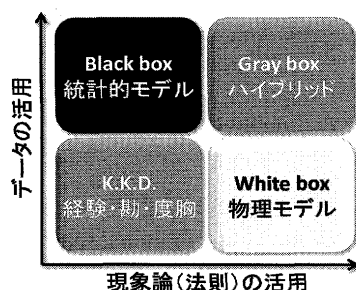
ありふれた手口だが、広辞苑によれば、「データ」とは、立論・計算の基礎となる、既知のあるいは認容された事実・数値であり、「駆動」とは、動力を与えて動かすことであり、「アプローチ」とは、対象への接近のしかた、研究方法であると説明されている。遺憾ながら、これらをつなげてよくわからないため、ここでは独自の定義を用いることにする。本特集号の企画段階で、「データ駆動型アプローチとは何なのか？」という疑問が投げかけられ、それに対して「現象論（法則）に基づく物理モデルが構築困難な状況下で、データを活用して目的を達成しようとするアプローチ」という回答が用意された。本報では、データ駆動型アプローチをこのように捉えることにする。さらに、論点を明確にするために、対象を製造技術に限定する。つまり、望ましい製品を製造して利益を得るために、製造設備から得られるデータを活用して、製造設備を上手に動かす技術を取り上げる。

データ駆動型アプローチは、必ずしもモデルの非利用を意味しない。データの活用度合いと現象論の活用度合いに着目すると、モデルを第1図のように分類できる。現象論を拠り所とするモデルは、物理モデルや第一原理モデルとよばれる。一方、データから構築される統計的

モデルは、現象論的にはモデルの中身がわからないことから、ブラックボックスモデルともよばれる。モデルはこの2種に大別できるが、二者択一というわけではない。現象が完全には解明されていないにもかかわらず、対象の特性を大雑把に、あるいは部分的に表現する物理モデルは構築できるかもしれない。そのような場合、物理モデルでは表現しきれない部分を統計的モデルで補うというモデル化方法が考えられる。このような物理モデルと統計的モデルのハイブリッドをグレイボックスモデルとよぶ。中身が全くわからないわけではないので、黒色と白色（あるいは透明）の間である灰色の名が付いている。なお、図中にはあえて記載したが、ホワイトボックスモデルという言い方はあまりしない。

さて、第1図には、統計的モデル、物理モデル、グレイボックスモデルのほかに、もう一つの領域が存在する。データも現象論も活用しない領域である。学術的には無視されそうな領域だが、know-howに頼らずに製造設備を上手に動かせる現場が果たしてどのくらいあるだろうか。現場では、いまなお、熟練運転員の経験と勘と度胸に頼るところが大きいのではないだろうか。熟練運転員が一斉退職するという2007年問題が深刻に受け止められた結果、製造業においても、いかに技術を伝承するか、いかに暗黙知を形式知に変換するかといった研究が積極的に行われ、成果を上げている。そのような取り組みにおいて、データが果たす役割は大きい。なぜなら、熟練運転員が何を行い、その結果として何が起こったかは、データとして記録されているからである。データを解析することによって、その因果関係を理解できれば、製造設備を上手に動かせるようになる。これもデータ駆動型アプローチである。

もちろん、あらゆる産業においてデータ駆動型アプローチは有効だろう。実際、著者は、化学、鉄鋼、半導体、製薬などさまざまな産業分野で、データ解析による問題解決を試みてきた。あるときは操業条件から製品品質を推定し、あるときは異常を検出し、あるときは歩留りを改善できる操業条件を探した。成功したこともあれば、失敗したこともある。成功物語は論文などで喧伝されるが、失敗は闇に葬り去られる。しかし、失敗からこそ学べることも多い。そこで本報では、データ駆動型アプローチの産業応用事例を、活用したデータ解析手法と



第1図 データか現象論か、それが問題だ

* 京都大学大学院 工学研究科

Key Words: process data analysis, multivariate analysis, soft-sensor, fault detection.

あわせて紹介するとともに、膨大なデータを目の前にして、何から取り掛かるべきか途方に暮れている技術者に多少なりとも参考になればとの思いから、みずからの経験を踏まえて、データ解析で成果をあげるために知っておくべきことを述べる。

2. 解決すべき共通課題

はじめに、産業によって製造プロセスの外観は大きく異なるが、品質問題という切り口で見ると、いずれの産業も極めて類似した問題を抱えていることを指摘しておきたい。

たとえば、化学産業においては、分析装置の導入および維持費が高額になるため、製品品質がリアルタイムに測定されることは稀であり、推定制御が広く利用されている。その基本的な考え方は、オンラインで測定されるプロセス変数から製品品質を推定できるソフトセンサ（バーチャルセンサ）を構築し、その推定値をフィードバック制御に利用するというものである。

鉄鋼業においては、製品の表面疵や内部欠陥をなくし、とくに高級品の歩留りを向上させることが重要であるが、高炉、転炉、二次精錬、連続鋳造設備、圧延機など数多くの設備を経て製品が製造されるため、改善の鍵を握る操業因子を特定することに困難を感じる技術者が多い。

半導体産業においては、ベーキング、露光、現像、エッチング、レジスト除去など一連の工程が何度も繰り返して実施されるため、最終製品を製造するまでに膨大な数の工程が必要になる。さらに、各工程は複数の装置からなるため、個々の製品の製造履歴は千差万別である。このような状況において、工程ごとに中間製品特性を推定するバーチャルメトロロジーが必要とされ、推定値に基づくフィードバック制御が行われる。

製薬業においては、近年、Quality by Design (QbD) が重要な概念として登場し、注目されている。これは、中間製品および最終製品の品質検査に代えて、品質を製造プロセスで作り込むことによって、生産性を向上させようという考え方である。QbDを実現するためには、プロセスの運転状態と製品品質を関連づけなければならない。そこで、プロセスの運転状態をリアルタイムに監視するために、Process Analytical Technology (PAT) が重要な役割を果たすことになる。

こうして品質問題の例をいくつかあげたわけだが、要するに、複雑な製造設備を目の前にして、いかに製品品質を推定するか、製品品質や歩留りを改善するか、が解決すべき課題であることがわかる。もちろん、安定操業を実現するために、いかにプロセスの異常を早期に検出するか、という問題も重要である。これらの課題はさまざまな産業において共通しており、他産業で品質問題の解決に成功した技術を知っておくことは有益であると思われる。

品質推定と品質改善の問題は、いかに操業条件と製品

品質を結びつけるかというモデル化技術の問題ともいえる。また、異常検出の問題は、いかに正常運転状態を定義するかというモデル化技術の問題ともいえる。いずれにせよ、モデル化に関する検討は古くから実施されてきたはずであり、21世紀にもなっても、いまだ何が問題なのであるのか。線形・非線形を含めて、モデル構築方法は掃いて捨てるほど提案されてきたはずであり、データが与えられれば、いずれかの方法でモデルを構築すればよいだけのことではないのだろうか。

品質推定、品質改善、異常検出に共通する技術的課題の一つは、「プロセス特性の変化への対応」である。たとえば、触媒活性が低下すれば反応器の特性は変化する。装置内部が汚れてくれば装置特性は変化する。クリーニングを実施すれば装置特性は急激に変化する。このように、あるタイミングで品質推定、品質改善、異常検出のためのモデルを構築したとしても、対象プロセスの特性が変化してしまうために、そのモデルが期待する効果を発揮しなくなることがある。これこそが、いま、多くの技術者が直面している課題ではないだろうか。新しいグレードの製品を製造する、極端に高いまたは低い生産量で運転するなどの場合にも、同様の問題が生じる。顧客からの品質要求がますます厳しくなり、製品ライフサイクルが短くなり、国際経済情勢が急変する環境下では、モデルを構築してもすぐに使えなくなるという問題が日常茶飯事となっている。モデルを再構築すればよいというのはその通りだが、初回のモデル構築で技術者は疲れ果てているのが現状であり、何度もモデル構築をする気力は残っていない。また、企業側の論理としても、その価値が経営指標に直接的に関連づけられないかぎりには、モデルのメンテナンス業務に優秀な技術者をいつまでも割いておくことはできそうにない。

すべての現象が明らかにされた暁には、これらの問題は解決される。しかし現実には、現象論に基づくモデルの構築は至難の業である。究極の目標は、物理モデルに基づく製造技術の確立であるとしても、いまずぐにそれを実現することはできそうにない。そこで、データ駆動型アプローチへの期待が高まっている。幸いにも、計算機の性能向上と低廉化は著しく、高性能なデータベースを構築する企業は増えている。そのような企業においては、高額なデータベースに蓄えられた膨大なデータをいかにプロセスイノベーションに活用するかが重要な課題になっている。時々刻々と蓄えられるデータを活用して、プロセス特性の変化にも対応できる品質推定・品質改善・異常検出技術を確立したい。これこそが、現在のわれわれの目的である。

以上の議論をふまえて、以下の各節では、品質推定、品質改善、異常検出の3種類の技術について解説する。なお、問題意識を明確に伝えることこそが本報の使命であると捉え、あえて手法や結果の詳細には立ち入らず、参考文献を示すにとどめる。

第1表 ソフトセンサの応用に関するアンケート調査結果

プロセス	モデル構築手法								Phys:
	Phys	MRA	PLS	O.L.	ANN	JIT	Gray	計	物理モデル
蒸留	20	256	41	6	0	5	3	331	MRA: 重回帰分析
反応	5	32	43	0	0	5	1	86	PLS: partial least squares
重合	0	4	8	0	3	0	5	20	O.L.: その他の線形回帰手法
その他	0	1	1	0	0	0	0	2	ANN: ニューラルネットワーク
計	25	293	93	6	3	10	9	439	JIT: Just-In-Time モデル
									Gray: グレイボックスモデル

3. 品質推定

製品品質を推定するためには、線形回帰手法の基礎を理解しておくことが非常に重要である。もちろん、多くの使いやすいソフトウェアツールが市販されており、手軽に高度なモデリング手法を利用することもできる。しかし、それらのツールは、利用者が利用者の責任で正しくツールを使うことを前提としている。とくに、入力変数の数が多く、サンプル数が少ないような場合には、多重共線性の問題に注意しなければならない。このような場合が稀だとよいのだが、現実には、複雑なプロセスで製造される新製品の品質推定が課題となり、測定されている変数の数に対して、サンプル数が非常に少ないことが多い。

実際、どのような手法が品質推定に利用されているのだろうか。日本学術振興会プロセスシステム工学第143委員会ワークショップNo.27「プロセス制御技術」が2009年初めに実施したアンケート調査[1]に、ソフトセンサの応用に関する調査結果が含まれているので、その一部を紹介する。なお、モデル予測制御など高度プロセス制御技術全般についてのアンケート調査結果は、ウェブサイト (<http://ws27.pse143.org/>) で公開されている。

石油精製・化学産業において現在稼働中のソフトセンサの数を、プロセスおよびモデル構築手法ごとにまとめた結果を第1表に示す。適用件数は合計439件あり、そのうちの75%が蒸留プロセスを対象としている。その他では、反応プロセスが20%、重合反応プロセスが5%であり、蒸留と反応以外のプロセスへの適用はほとんど見られない。蒸留プロセスを対象とする場合のモデル構築手法としては、重回帰分析が77%と最も多く、PLSおよびその他の線形手法をあわせると、線形回帰手法が全体の90%以上を占めている。このことから、蒸留プロセスを対象にソフトセンサを設計する場合、線形モデルで十分であることが多いことがわかる。反応プロセスを対象とする場合には、PLSが50%とちょうど半数を占めている。重回帰分析とあわせると、全体の87%を線形回帰手法が占めており、やはり線形モデルで十分であることが多いことがわかる。また、蒸留プロセスと反応プロセスについては、プロセスの特性変化や非線形性に対応するために、Just-In-Timeモデルの利用が試み

られている。重合反応プロセスを対象とする場合にも、やはり線形回帰手法の利用が多いが、ニューラルネットワークやグレイボックスモデルも活用されている。とくに、合計439件のうち3件しか適用されていないニューラルネットワークはすべて重合反応プロセスを対象としている。また、適用数9件のグレイボックスモデルについても、過半数が重合反応プロセスを対象としている。

大雑把にまとめると、1990年代初めに盛んに産業応用が試みられたニューラルネットワークは、少なくともソフトセンサ設計に関しては完全に衰退し、PLSなどの線形回帰手法に取って代わられた。非線形手法から線形手法への退化とも受けとめられるが、実際は、統計的手法を適材適所で利用する能力が身に付いてきたのだと思われる。つまり、線形近似で十分な精度が実現できる対象には、あえて非線形手法を適用しないという態度が一般化してきた。このような合目的データ解析を根付かせることが重要である。

上述のアンケート調査では、適用したソフトセンサの課題についても調査されており、その結果によると、プロセス特性変化による推定精度の劣化への対応、つまりソフトセンサのメンテナンスが課題であるとの回答が全体の30%を占め、最も多い。その他、データ収集、モデル構築作業、データ前処理の負担が大きいことも課題として指摘されており、ソフトセンサの構築を支援する仕組みが必要とされている。

ソフトセンサの成功の鍵を握るプロセス特性変化への対応については、逐次型アルゴリズムを用いる方法とJust-In-Timeモデルを用いる方法があるが、いずれも適用件数は少なく、今後の普及が期待される。逐次型アルゴリズムの課題は、モデル更新に利用すべきデータと利用すべきでないデータの判別である。たとえば、非常に安定した運転状態が継続している期間のデータでモデルを更新してしまうと、わずかな変動にも対応できなくなる恐れがある。このため、単純に新しいデータに適合するようにモデルを更新すればよいというわけではない。最初にモデルを構築するときと同等の注意深さをもって、モデル更新に用いるデータを選別しなければならないが、これを自動的に行うことは難しい。さらに、逐次的にモデルを更新する方法では、どうしてもプロセス特性の急

激な変動に対応できない。このため、たとえば、半導体製造装置のメンテナンス前後の特性変化に逐次型アルゴリズムで対応するのは難しいだろう。このような状況に対応するためには、Just-In-Time モデルが有利に思われる。すでに鉄鋼業では優れた実績が報告されており [2]、石油化学産業や半導体産業でも普及に向けた取り組みが始まっている。

ここでは、距離ではなく相関関係に基づいて類似サンプルを選択する相関型 Just-In-Time (CoJIT) モデリングの石油化学プロセスへの適用事例 [3] を紹介する。対象プロセスは、第 2 図に示す昭和電工大分工場の分解ガソリン精留塔である。目的は、製品分解ガソリン中のアロマ濃度を推定することであり、推定モデルの入力変数として、1) 原料流量、2) 塔頂温度、3) 還流量、4) 分解ガソリン温度、5) 分解ガソリン流量、6) 分解ケロシン流量、7) 第 4 段差圧、8) リボイラー流量、9) 分解炉コイル出口温度が選択された。なお、はるか上流に位置する分解炉の運転条件を予測値に反映させる必要があるため、分解炉コイル出口温度は 4 時間前の測定値を、その他の変数は現時刻の測定値を使用している。逐次 PLS [4] と CoJIT によるアロマ濃度予測結果を第 3 図に示す。100 日目から操作圧力が変更され、それまでとは異なる新たな運転状態になっている。このため、適応能力のないモ

デルでは予測精度が劣化してしまう。逐次 PLS を用いた場合でも予測精度は低く、実用には耐えないが、CoJIT モデリングの適用によって予測精度は向上し、根平均二乗誤差 (RMSE) で約 28% 改善された。

このような産業応用を積み重ね、課題の抽出と解決を繰り返しながら、モデルの保守技術を確立していく必要がある。

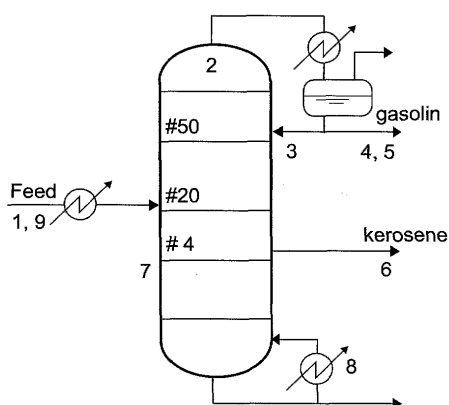
4. 品質改善

製品品質と歩留りの改善は多くの企業にとって、永遠の、そして喫緊の課題である。しかし、品質改善を実現するシステムティックな方法を持たない製造現場では、試行錯誤を通して培われた知見を活用せざるをえない。こうして、第 1 図で取り上げた経験・勘・度胸による取り組みが行われることとなる。

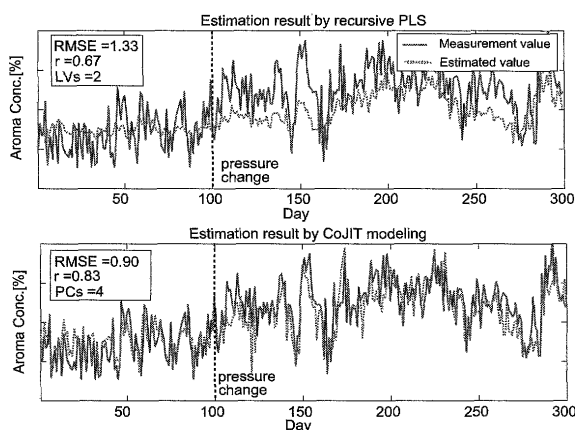
製品の品質や歩留りを改善する方策としては、運転条件の変更と設備の変更がある。設備の変更は大掛りなので、できれば運転条件の変更で目的を達成したい。ここで大切なのは、可及的速やかに、運転条件の変更で品質や歩留りを改善できるか否かを見極めることである。事情が許すなら、必要十分な実験計画を立案し、品質に効く要因の解析を行いたい。しかし現実には、実験計画を行えるほどに要因を絞り込めないことがあるばかりでなく、生産量最大化が至上命令だと実験を拒否されたり、経費削減が至上命令だと実験を拒否されたりする。つまり、実験する余地がないという辛い状況に置かれることもある。

このような状況であっても、運転条件の変更で品質や歩留りを改善できるか否かを見極める必要がある。そのための簡便な方法は、測定されているすべての変数のデータを集め、良品が製造されたときのデータと不良品が製造されたときのデータに分類し、その二つのグループに差があるかないかを調べることである。もし差がなければ、少なくとも測定されている情報を見る限りは、全く同じ運転条件下で良品と不良品が発生していることになり、運転条件の変更で品質や歩留りを改善できる見込みはない。他方、グループ間に差が認められれば、運転条件の変更で品質や歩留りを改善できる見込みはあり、さらに詳細な解析に進む価値がある。グループ間の差の有無を確認する簡便な方法は、測定変数が張る多次元空間において、良品と不良品に対応する二つのデータ群を判別できるかどうか確認する方法である。

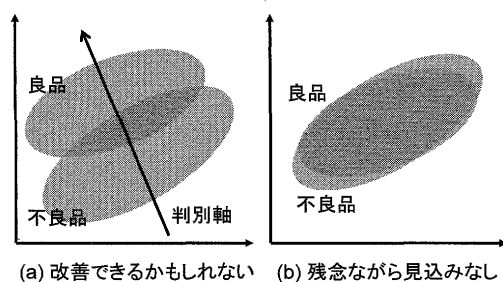
簡単のため、測定変数が二つの場合を考え、第 4 図に例示してみる。不良品が発生しているなら、現在の運転条件が最適とは考えないため、試行錯誤にしろ運転条件を変更しているはずである。すると、さまざまな運転条件において、製品が良品であったか不良品であったかを調べることができる。その結果を図示したのが、第 4 図である。縦軸と横軸は何らかの測定変数である。左図のように、良品と不良品のグループがずれていれば、判別



第 2 図 分解ガソリン精留塔 [3]



第 3 図 逐次 PLS と CoJIT によるアロマ濃度予測結果 [3]



第4図 運転条件変更で品質を良くできるのか？

軸の方向に運転条件を変化させれば、歩留りを向上させることができる。一方、右図のように、二つのグループがほぼ完全に重複しているようだと、運転条件の変更による歩留り改善は絶望的である。

たったこれだけのことだが、測定変数の数が数十にもなると、図示するのは困難になる。そこで、多変量解析を活用する。通常、測定変数には相互に強い相関を持ったものも多く含まれるため、多重共線性を回避するために、たとえば主成分分析で次元圧縮を行い、変数の数を大幅に削減する。そのうえで、主成分に対して線形判別分析を適用すれば、良品と不良品を最もよく分離する判別軸を導出することができる。その判別軸に対して、良品と不良品のヒストグラムを描いてみれば、二つのグループの重なり具合を視覚化できる。

さらに、判別軸の係数は、どの変数がどれだけ判別に寄与しているかという情報も提供してくれる。したがって、歩留りを向上させるために、運転条件をどのように変化させるべきかも知ることができる。実に単純な方法ではあるが、実際に、住友金属工業の製造プロセスを対象として、上述の方法で高級製品の歩留りを劇的に改善したとの報告がある[5]。

この事例から学べることは、必ずしも最先端の理論やツールを駆使する必要はなく、単純な方法をうまく使えば、まだまだデータ解析で解決できる問題はあるということだ。ただし、注意を喚起したいことがある。それは、データから求めた線形回帰式の係数は、入力変数から出力変数への影響には必ずしも対応しないということである。多重共線性の問題を回避できる線形回帰手法は、係数が大きくなることに対してペナルティを科すことで、係数のバラツキを抑え込んでいる。つまり、係数はバイアスを持ち、真値とは異なる。したがって、運転条件が品質に与える影響を定量的に知りたいのであれば、線形回帰式の係数を見るのではなく、より巧みな解析方法を用いる必要がある。そのひとつが独立成分分析を利用する影響度算出法である[6]。

5. 異常検出

昨今の学術論文においては、統計的な異常検出手法の複雑化が急速に進んでいる。主成分分析を知っていればよかった時代が懐かしく思われるほどであるが、そのよ

うな複雑な手法の多くは、一度も産業界で使われることなく終わることになる。問題は、産業界のニーズからかけ離れた研究開発になっていることにある。重要なのは、システム構築時に超高性能であることではなく、長期的にわたって高性能を維持できることである。つまり、品質推定と異常検出は極めて類似した技術的問題を抱えている。

たとえば、半導体製造プロセスの異常検出を考えてみよう。ある装置に着目すると、製品の製造を続けているうちに装置内が汚れてくるため、時々クリーニングが行われる。汚れがひどくなるにつれて、プロセス特性は徐々に変化し、クリーニングされると、プロセス特性は急激に変化する。しかも、その変化はいつも同じとは限らず、毎回少しずつ異なるのが普通である。このような場合、測定変数に上下限を設定しておいても、まともに異常検出はできない。多変量統計のプロセス管理でも同様である。プロセス特性の変化に合わせて、管理限界も変化させる必要があるが、これが非常に難しい。

多変量統計のプロセス管理の場合、その内部で用いられている主成分分析モデルを逐次的に更新する方法はある。しかし、検出すべき異常と正常な変化とを正しく区別することは極めて困難である。プロセス特性の変化は常に緩やかで、異常は常に劇的だというのであれば、区別は容易だが、そのような製造プロセスばかりではない。プロセス特性の変化に対応できる異常検出手法の開発は、今まさに取り組むべき課題であるように思われる。

この課題への一つのアプローチとして、外部分析が提案されている[7]。運転条件の変更と異常とを区別するための方法で、統計のプロセス管理と組み合わせることによって、適応的に管理限界を変更できる。産業応用事例としては、三菱化学のモノマープラントを対象とした、装置閉塞検出の事例が報告されている[8]。しかし、プロセス特性の変化を表す変数が常に測定されているとは限らず、外部分析だけでは問題は解決されない。

仮に、プロセス特性の変化に対応できる異常検出手法が開発されたとしても、それで十分なわけではない。再び半導体プロセスを例にとると、ある工程には同一の装置が複数設置されている。それも、数台ではなく、数十台設置されている。それぞれに個別に異常検出システムや品質推定システムを設計しなければならないとすれば、その作業負担は膨大になる。もちろん、同一の装置とはいえ、個体差があるので、同一のモデルを適用するわけにはいかない。手抜きをするためには、特性の類似した複数の装置をひとまとめにするという方法が考えられる。しかし、その特性なるものは時々刻々と変化してしまうため、どの装置をひとまとめにしておくべきかも変化する。

このように、異常検出は古い問題ではあるが、まだまだ取り組むべき課題も多い。

6. おわりに

データ駆動型アプローチにとって、製造装置の外観にはほとんど何の意味もない。製造装置の外観は全く異なっている、解決しなければならない品質問題には共通点がある。われわれは、複雑な製造設備を目の前にして、いかに製品品質を推定するか、いかに製品品質や歩留りを改善するか、いかにプロセスの異常を検出するか、といった問題に取り組まなければならない。これらに共通する技術課題は「プロセス特性の変化への対応」であり、プロセス特性変化に対応できるモデル化技術、言い換えれば、モデル・メンテナンス技術の開発が望まれる。

本報では統計的モデルのみを取り扱ったが、モデルの精度を向上させるためには、統計的モデルと第一原理モデルの統合も必要であろう。さらに、多大な労力を要するデータ前処理の効率化も実用上は重要である。

さらに、プロセスがどれほど複雑であろうとも、品質問題がどれほど難問に見えようとも、単純なデータ解析技術によって解決できることも多いことを強調しておきたい。しかし、そのためには、基本的な手法を正しく理解し、それらを適材適所に合目的的に利用する必要がある。とくに、何を成し遂げたいのかというプロジェクト目標を明確にすることが極めて重要である。目標があいまいであれば、適切な手法を選ぶことも、正しい判断を下すこともできない。

このような基礎を身に付けた技術者が現場にいれば、データ駆動型アプローチが製造技術力の強化に大いに寄与できることだろう。そのような技術者がますます増えることを期待している。

(2009年10月16日受付)

参考文献

- [1] 加納（編）：高度プロセス制御に関するアンケート調査結果報告書，日本学術振興会プロセスシステム工学第143委員会ワークショップNo.27 (2009)
- [2] 茂森，長尾，平田，南部，池田，水島，加納，長谷部：局所回帰モデルを用いた鋼材の品質制御；計測自動制御学会論文集，Vol. 44, No. 4, pp. 325-332 (2008)
- [3] K. Fujiwara, M. Kano, S. Hasebe and A. Takinami:

Soft-sensor development using correlation-based just-in-time modeling; *AIChE Journal*, Vol. 55, Issue 7, pp. 1754-1765 (2009)

- [4] S. J. Qin: Recursive PLS algorithms for adaptive data modeling; *Computers & Chemical Engineering*, Vol. 22, pp. 503-514 (1998)
- [5] M. Kano and Y. Nakagawa: Data-based process monitoring, process control, and quality improvement: recent developments and applications in steel industry; *Computers & Chemical Engineering*, Vol. 32, No. 1-2, pp. 12-24 (2008)
- [6] M. Kano, Y. Mukai and S. Hasebe: How to estimate true effect of changing operating condition on product quality: ICA-based approach; *19th European Symposium on Computer Aided Process Engineering (ESCAPE19)*, pp. 1015-1019 (2009)
- [7] M. Kano, S. Hasebe, I. Hashimoto and H. Ohno: Evolution of multivariate statistical process control: Application of independent component analysis and external analysis; *Computers & Chemical Engineering*, Vol. 28, No. 6-7, pp. 1157-1166 (2004)
- [8] T. Yamamoto, A. Shimameguri, M. Ogawa, M. Kano and I. Hashimoto: Application of statistical process monitoring with external analysis to an industrial monomer plant; *IFAC Symposium on Advanced Control of Chemical Processes (ADCHEM)*, pp. 405-410 (2004)

著者略歴

かのう
加納

まなぶ
学 (正会員)



1969年12月24日生。1994年京都大学大学院工学研究科化学工学専攻修士課程修了。同年同助手，2004年同助教授，現在に至る。プロセスデータ解析，プロセス制御，マイクロ化学プロセスに関する研究に従事。博士（工学）。化学工学会奨励賞内藤雅喜記念賞，計測自動制御学会論文賞武田賞，同技術賞，同制御部門バイオニア技術賞，教育貢献賞，日本鉄鋼協会計測・制御・システム研究賞などを受賞。化学工学会，計測自動制御学会などの会員。IFAC TC 6.1 Vice-Chair.