

エネルギーと品質の最適化を目指したモデル化技術と適用事例

Modeling Technology for Optimizing Energy Consumption and Product Quality, and Example Applications

鎌田 健一*¹ 福沢 充孝*¹
Kenichi Kamada Mitsunori Fukuzawa

プラント設備の運転実績データから、その特性を網羅的に抽出するモデル化技術を開発した。これを用いて投入エネルギーやコストと製品品質の関係をモデル化し、さらに独自の最適化アルゴリズムによってプラントの最適運転条件を求め、操業改善を支援することを狙っている。従来、プラントのモデル化のためには高度な知見が必要であり、多大な工数がかかっていたが、本手法は従来手法に比べて大幅に工数を削減することができる。本報告ではこのモデル化技術とプラントデータを用いた診断事例を紹介する。

Yokogawa has developed a modeling technology that can extensively extract all characteristics of process variables from historical operation data of actual plants. Yokogawa aims to improve the operation of customers' plants with this technology that can create models elucidating relationships among energy consumption, operation cost, and product quality, and derive optimum operating conditions of plants through Yokogawa's unique optimization algorithms. Whereas conventional plant modeling requires advanced technical knowledge and considerable man-hours for engineering, the new modeling technology greatly mitigates such issues. This paper describes the modeling technology and examples of its application to diagnosis using actual plant operation data.

1. はじめに

現在 IoT (Internet of Things) の活用により、これまで実現できなかったデジタルデータの収集、蓄積、解析の実世界へのフィードバックが社会規模で可能となり、新たな情報革命とも言うべき社会変革の胎動が予見されている⁽¹⁾。このような流れを受けて工場操業においても、より大量のデータを様々な角度で分析し、価値のある知恵に変換して意思決定し行動することで、よりスマートでサステナブルな操業が実現すると考えられる。今後は、AI (Artificial Intelligence) 技術による価値創造と完全自律・自動化の進展などが見込まれる。

産業用の IoT である IIoT (Industrial IoT) により、これまで分散していた大量の操業データが有効活用されるようになれば、工場の全体最適化、例えば、工場エネルギーの効率的使用の可能性が高まる。この工場エネルギーを有効に使用する取組みの1つとして『連携制御』のコンセプトが挙げられる。『連携制御』は電子情報技術産業協会 (JEITA) が普及を進めており、需要側と供給側の装置・設備を連携してシステム全体のエネルギー利用を最適化

する取組み⁽²⁾である。エネルギーの連携制御の具体例は JEITA から報告⁽³⁾されているが、我々はエネルギーだけでなく、操業コストと製品品質とのベストポイントの探索をコンセプトに連携制御の実現を目指している⁽⁴⁾⁽⁵⁾。

連携制御によるエネルギーと品質の最適運用の実現には、対象となる装置・設備・工程をモデル化して最適化計算を実行し、操業計画や各種設定値を導出することが有効である。しかしながら、様々な設備や工程が入り混じるプラントのモデル化においては、設備に関する物理／熱力学／化学工学の知識、データ解析／統計学の知識、数理計画法など最適化問題の知識、プログラミングの知識といった、幅広くかつ高い専門性が必要であった。そのため、モデルの良し悪しはエンジニアが保有する知識・技術レベルに大きく依存した。また連携制御の実現のためには、プラントモデルも大規模・複雑化することから、モデル構築に多大な工数を要するという課題が挙げられていた。

これらの課題を解決するため、我々はプラントの運転実績データから設備モデルを自動的に作成できる、データ駆動型のプラント最適化モデリング技術 DDMO (Data Driven Modeling for Optimization) を開発した。

本報告では、DDMO の概要とアルゴリズムを解説し、実プラントのデータを用いて操業改善ポテンシャル（操業改善率の試算）を診断した事例を紹介する。

*1 マーケティング本部 イノベーションセンター
インキュベーション部

2. モデル化技術—DDMO—

プラントの運転を最適化するためには、プラントの挙動を数理的に記述し、数理最適化アルゴリズムを用いて最適解を求めることが一般的に行われる。

プラント全体をモデリングする際には、個々の設備の特性を数理的なモデルとして表現し、それを複数接続することで、最適化したいプラント範囲全体を表現するネットワークモデルを構築する。モデルの一例を図1に示す。図1の上側がプラント全体のモデルを定義している。四角形、六角形、タンク型などの図形がそれぞれプラント内の設備を示しており、設備をまたがった入出力関係を定義する。図1の下側が設備モデルを示しており、1つの設備に閉じた変数間の関係を定義する。

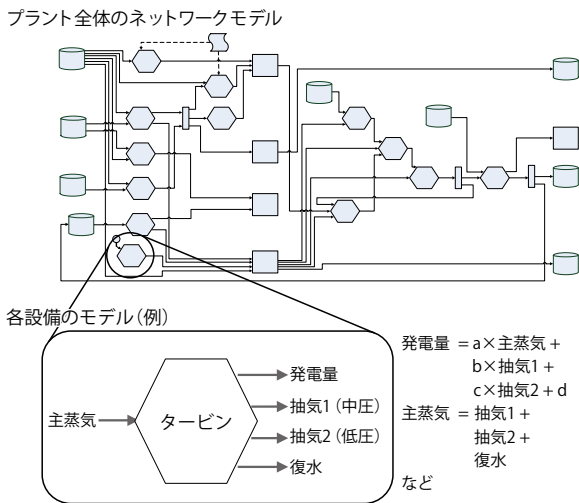


図1 最適化モデリングの概要

我々は設備モデルの構築を効率的に行うため、データ駆動型のプラント最適化モデリング技術 DDMO を開発した。DDMO は図1の下側、つまりプラントモデルを構成するそれぞれの設備モデルを自動的に作成する技術である。

2.1 DDMO とは

DDMO は複数の統計解析手法を組み合わせ、プラントの設備モデルを運転実績データから自動作成する技術である。出力特性のみでなく、設備に関連するすべての変数間にどのような関係があるかを、特性式として網羅的に抽出できることが特徴である。一般的な設備では、物質収支とエネルギー収支など複数のバランスが同時に満たされており、1本の式だけでは設備の特徴を表現することはできない。DDMO では、その設備に何本の特性式が必要かを自動的に検出し、それらの式をすべて求めることができる。

また、運転実績データに内在する関係を抽出して設備モデルを構築するという手法であるため、物理的な特性が不明であっても、データ上に関係が表れていれば、

DDMO によって関係を抽出することができる。

特性式の本数の推定や、特性式の係数の導出などは基本的に自動で行われるため、統計解析や数理計画法などの知識が少なくても利用できる。抽出された特性式は自動的に最適化ソフトウェア用に記述されたモデルに変換されるため、プログラミングの知識も不要である。従来は、汎用言語から最適化計算ソフトウェアの API (Application Programming Interface) を呼び出したり、最適化モデリング言語を用いたりするプログラミングが必要であった。

DDMO を用いる場合でも対象プロセスの知識は必要となるが、エンジニア自身が式を立てる必要がなくなる。

このような特徴から、DDMO を用いることで最適化モデリングの労力を大幅に削減することができ、エネルギー管理システムの導入や、モデルが実態から外れてきたときのリチューニングを迅速に行えるようになった。

2.2 DDMO アルゴリズム

本節では DDMO の処理内容について簡単に説明する。全体の処理のステップを図2に示す。

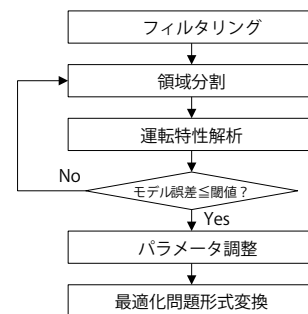


図2 DDMO の処理ステップ

2.2.1 フィルタリング

実際の運転実績データには、センサーの異常、ノイズ、プラントのシャットダウンなど様々な要因によって異常な値(外れ値)が含まれている。実績データを基に精度の高い設備モデルを作成するため、最初にフィルタリング処理を行い、外れ値を除去する。

DDMO のモデルは変数間の関係性を表現するものであり、精度の高いモデルを作成するには、関係性が崩れた点も外れ値として検出する必要がある。そのため、それぞれの変数を単独で処理するだけでなく、変数同士の相関も考慮した外れ値検出処理を行う。

2.2.2 領域分割

プラントの設備の特性は線形で表現できるものばかりではないため、何らかの非線形性を表現する必要がある。一方、現在の数理最適化手法で扱える非線形性の形は限られており、最適化問題として扱える形の範囲内で特性式を求める必要がある。

これらの条件から、DDMO では実績データを複数の領域に分割し、各領域の中では線形と見なす区分線形モデルを採用した。これにより、たとえば生産量に応じて特性式が切り替わるようなモデルを構築することができる。

DDMO では、与えられたデータをクラスタリングし、モデル化の誤差が小さくなるような境界を探索することで、自動的に領域分割を行う。

2.2.3 特性解析

設備に関連付けられた変数の実績データを解析し、そのデータの関係を表現する特性式をすべて抽出する。物質収支など、変数同士が満たさなければならない関係がある場合、最適化問題ではこれらの関係を制約式として記述するが、この制約式を自動的に求めることができるということである。与えられたデータを表現するために複数の特性式が必要になる場合は、必要な特性式の数自動的に検出し、その数に応じた特性式を抽出する。

2.2.4 パラメータ調整

最適化による操業改善ポテンシャルの算出時に、精度をより高めるため、特性式のバイアス（定数項）を調整することができる。運転最適化計算を行う期間（過去のシミュレーションであれば対象期間、未来の最適運転計画の計算であれば現時刻までの最新の期間）の運転実績データを基に、バイアス項を自動的に調整したり、変数の取り得る上下限値を調整したりすることができる。

2.2.5 最適化問題形式変換

DDMO が求める特性式は、領域分割のために折れ線状になっている。これを1つの最適化問題として解くために、領域毎の式を統合し、いずれか1つの領域のみに解が存在するような条件を加えることで、領域をまたがった最適化計算が可能な形に変換する。変換後、最適化モデリング言語で書かれたプログラムとして出力する。

3. DDMO ツール

我々は、DDMO の一連の処理と、それに続く操業改善ポテンシャルの計算・評価を、統合された環境で実行できるツールを開発した。

従来は、あらかじめプラント内の各設備のモデルをエンジニアが人手で構築し、それを組み合わせてプラント全体のネットワークモデルを作成していたので、設備モデルの構築に多大な工数がかかっていた。

新たに開発したツール（図3）では、あらかじめ設備モデルを構築する必要はない。最初にプラントのフロー図（設備間のエネルギーや生成物の流れを表現する図）を書き、GUI (Graphic User Interface) を用いてフロー図中のコネクタと実績データを関連付けるだけで、設備モデルが自動的に作成される。その後、同じツール上で、最適化計算や結果の評価を行うことができる。

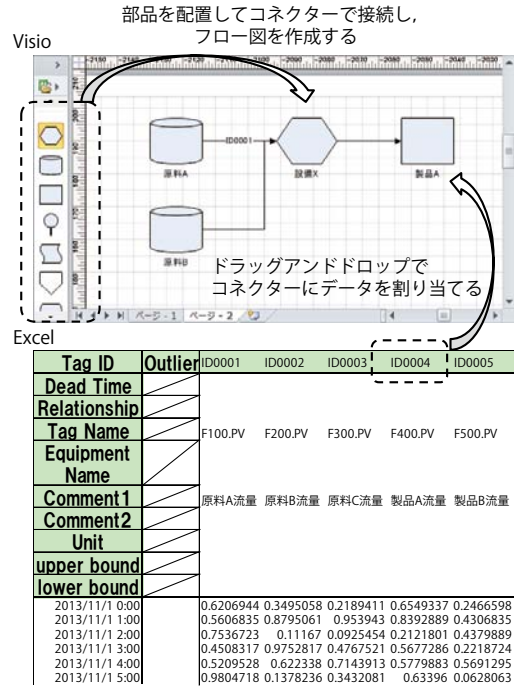


図3 ツール画面

本ツールはフロントエンドに Microsoft Visio と Excel を用いており、フロー図の作成や実績データの処理を使い慣れたソフトウェア上でできる。

フロー図は、図3上段に示すように、設備型、需要/バランス型、ソース/ストレージ型など、あらかじめ用意されたステンシルを Visio 上に配置し、それらの間をコネクタで接続することで作成する。

コネクタに割り当てる運転実績データは、図3下段のように Excel 上に用意する。Visio 上のコネクタと Excel 上のデータは、ドラッグアンドドロップによって結び付ける。

フロー図と運転実績データを準備した後、ツール上で設備モデルの作成や最適化効果試算を実行できる。

4. 適用事例

4.1 工数削減効果

前節で述べたモデリングツールを利用して、まずモデリング工数の削減効果を検証した。

過去にエンジニアが実際にモデリングを行ったプラントを例題とし、本ツールを用いて同様のモデルを作成するのに要する工数を評価した。例題としたプラントは、設備数が77個のユーティリティプラントであり、最適化問題として定式化されたときの最適化変数の数は、およそ2万の大規模なモデルである。検証の結果、従来の手法によるモデリングとほぼ同等の精度のモデルを作成でき、かつ工数を1/5以下に削減することができた。

4.2 コスト最適化（省エネ）効果

次に、品質を保ちながらコストを最適化する事例とし

て、水素発生プロセスの最適化結果を紹介する。

このプロセスは図4に示すように、メタンなどの原料を反応炉で化学反応させ、中間製品として水素など2種類(A, Bとする)の気体から成る混合ガスを生成するプロセスである。反応炉の加熱には、購入燃料以外に、後工程で排出された副生ガスをリサイクルしたものも用いられる。これらの入出力変数に加えて、運転条件として温度、圧力、濃度など5つの変数を用いてモデル化した。

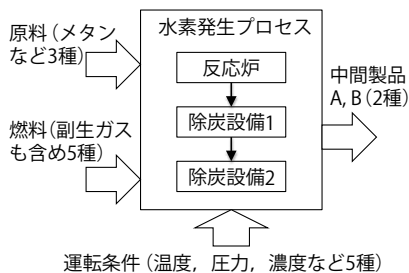


図4 水素発生プロセス概要

作成したモデルの精度を評価するため、特性式に対して、運転実績データを代入し、A, Bの流量をそれぞれ求めた。例としてAの実績値とモデル出力のトレンドを図5に示す。誤差率をMAPE (Mean Average Percentage Error) で計算すると、A, Bそれぞれ0.36%, 0.24%のモデル精度を達成した。

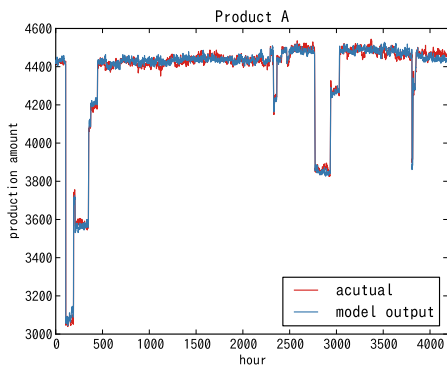


図5 水素発生プロセス実績値とモデル出力

このモデルを用いて改善効果を試算した結果を図6に示す。中間製品の生産量と品質(組成比)を一定に保つため、混合ガスの成分である中間製品A, Bは実績値と同量を生産するという条件の下、原料および燃料の合計コストを最小化するという最適化を行った。最適化前後の値は顧客情報を含むため割愛するが、最適化による値の増減を図の右側に示す。反応炉の温度を上げることで、燃料コストが増加するが、歩留まりの向上によって原料コストが減少し、トータルとしては年間3千万円を超えるコスト削減になるという試算が得られた。

変数	コスト要因	最適化による増減
中間製品A		↔
中間製品B		↔
原料A	✓	↓
原料B	✓	↓
原料C	✓	↓
反応炉温度		↑
反応炉圧力A		↓
反応炉圧力B		↓
空気温度		↔
酸素濃度		↓
燃料A	✓	↑
燃料B	✓	↓
燃料C	✓	↓
燃料D	✓	↑
燃料E	✓	↔

図6 最適化結果

上述のシミュレーションにおいては、温度や圧力の上下限値は過去の運転実績を基に決めているが、温度をさらに上げた場合どの程度の効果がありそうかを計算することもできる。この場合、運転実績のない温度範囲にモデルを外挿することになり、結果の妥当性の評価が難しくなるという統計処理上の問題や、温度の上昇により反応炉が劣化しないかという物理的な問題など、注意すべき点も多い。しかし、現状の運転範囲外の省エネの可能性を探るきっかけとして活用することができる。

5. おわりに

本稿では、データ駆動型のプラント最適化モデリング技術を紹介し、実際のプラントデータを用いてモデル化、最適化を行って、工数削減効果と操業改善効果を算出した適用事例について報告した。DDMOの特徴は、運転実績データがあれば、必ずしも物理的な特性が完全に解明されていなくてもモデル化することができる点と、それを少ない労力で可能にした点である。この特徴を生かすことで、多様なプロセスから成る工程の全体最適(連携制御)の実現に寄与することを目標としている。化学、紙パルプなどの生産プロセスも多様な工程から構成されているため、本稿で紹介した技術が適用できると考えており、今後フィールド実証を行って、本技術の有効性を検証していく予定である。

参考文献

- (1) 石川保郎, “工場データ解析による熱エネルギーの最適化事例”, 関東地区事業推進委員会セミナー, 熱を捨てない工場とするための最新技術, 2016
- (2) 一般社団法人電子情報技術産業協会 制御・エネルギー管理専門委員会 WG1 (省エネルギー), 連携制御ハンドブック, 電子情報技術産業協会, 2013
- (3) 一般社団法人電子情報技術産業協会 制御システム専門委員会, “ICTの進展で変わるエネルギー管理・制御システム”, 省エネルギー, Vol. 64, No. 10, 2012, p. 22-28
- (4) 大原健一, 鎌田健一, 他, “データ駆動型プラント最適化モデリング技術”, 第58回自動制御連合講演会, 1K2-3, 2015
- (5) 鎌田健一, “サステナブルモデルを活用した紙パルプ生産の最適化”, 第39回紙パルプ計装技術発表会講演要旨集, 2015, p. 42-47

* Microsoft, Visio, Excel は, Microsoft Corporation の登録商標です。
* JEITA は, 一般社団法人電子情報技術産業協会の登録商標です。