

IoT ソリューションを支える数理応用技術

Mathematical Application Technology for IoT Solutions

松井 哲郎 MATSUI, Tetsuro

村上 賢哉 MURAKAMI, Kenya

丹下 吉雄 TANGE, Yoshio

IoT (Internet of Things) が普及するにつれて、これまでネットワークに接続されていなかった機器が接続され、計測できていなかったデータが収集できるようになる。収集された多種多様なデータを活用し、価値を見いだして提供することが重要である。これを実現するため、富士電機はデータ解析や最適化などの数理応用技術を開発してきた。最新の数理応用技術には、バッチプロセス向け異常診断技術、アンサンブル予測に基づく予兆検出技術、数式処理最適化による省エネ余地可視化技術があり、さまざまな製品やシステムに適用している。

As the Internet of Things (IoT) becomes increasingly widespread, devices which have conventionally not been connected to a network will become connected, and likewise, data which traditionally could not be measured will be collected and analyzed. It is very important that the wide variety of collected data should be used to discover and provide value. In order to achieve this, Fuji Electric has developed a mathematical application technology for data analysis and optimization. The latest mathematical application technologies are being applied to various types of products and systems. These technologies include anomaly diagnosis technology for batch processing, anomaly symptom detection based on ensemble prediction, and a technology for visualizing potential energy savings via formula manipulation optimization.

① まえがき

IoT (Internet of Things) とは、モノや人がネットワークを介してつながることで新しい価値を生み出していくという概念である。産業界、特に製造業では工業用ネットワークなどにより事業所内でさまざまな機器のネットワークが以前から構成されており、大規模なプラントの監視制御が適切に行われている。IoT が普及するにつれて、これまでネットワークに接続されていなかった機器が接続され、計測できていなかったデータが収集できるようになってくる。多種多様なデータが収集されると、そのデータをどのように活用し、どのような価値を見いだして顧客に提供できるかが重要である。

富士電機では、次のようなデータ解析や最適化などの数理応用技術を開発し、製品やシステムを通じてデータを活用して価値を提供してきた。

- (a) 高精度な予測や異常診断を行い、プラントの効率的な運用や安定運転に貢献するための独自のニューラルネットワーク技術
- (b) プラントの最適な運用計画を立案し、コストの最小化を図るための数理計画法や非線形な大規模最適化問題に適したメタヒューリスティクス最適化技術
- (c) 安定したプラント制御を可能とするためのPID制御技術や多変数系のモデル予測制御技術、制御対象の特性変化による制御性能劣化を監視する制御性能監視技術

本稿では、IoT ソリューションに関連する数理応用技術の全体像および最新の数理応用技術について述べる。

② IoT ソリューションに関連する数理応用技術の全体像

富士電機が考える IoT ソリューションとは、産業プラントや社会インフラの分野における問題に対して、データ解析技術や人工知能技術を活用して異常診断や予測・推定を行い、それらの結果に基づいて最適化および新価値の創出を行うというものである(図1)。

異常診断では、データ解析技術を活用することによってコンポーネントやシステムに何が起きているのか、何がその原因なのかを高精度で診断する。これまでも、プラント監視制御システムや各種の製造装置では、異常の判断基準となる上限または下限のしきい値を計測項目ごとに設定し、しきい値を超えるか否かでプラント状態を監視している。今後は、監視対象全体の詳細かつ多量のデータがこれまで以上に収集できるようになるため、それらのデータの全体の動きを監視し、早期の異常診断に役立てることが期待される。

予測・推定では、データを解析して構築したモデルを活用し、監視対象の将来の状態に対する予測や、直接計測されていない変数の値の推定などを行う。例えば、大規模プラントでは、将来の動きを予測しながら運転することで運転員の負荷を軽減し、より安全・安心な操業を行うことができる。

最適化・新価値創出では、診断結果や予測結果に基づき、何が最適なのかを決定し、現実世界の問題にフィードバックしていく。これらのフィードバックを繰り返すことで問題解決を図っていく。表1に、富士電機の代表的な数理応用技術を示す。

次章以降では、最新の研究開発成果の中から IoT ソリューションを支える数理応用技術として、バッチプロセ

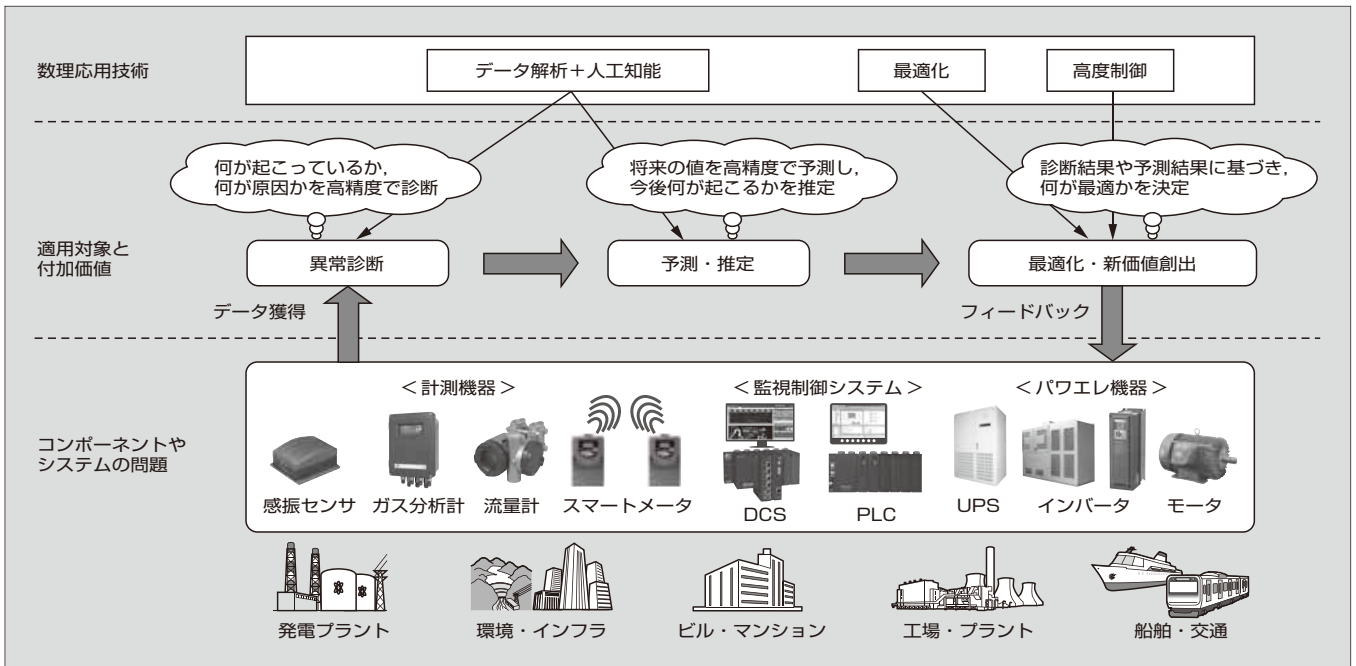


図1 IoTソリューションに関連する数理応用技術の全体像

表1 代表的な数理応用技術

分類	技術	概要
データ解析技術	連続プロセス向け異常診断技術	プラントの異常な状態（通常と違う状態）を、大量データを分析して自動的に検知する
	バッチプロセス向け異常診断技術	プロセス値が一定状態でなく途中で変数間の相関関係が変化するバッチ系プロセスを対象として異常診断を行う
	品質予測技術	製造中の計測データや中間検査結果を基に、最終製品の品質指標を予測する
	品質シミュレーション技術	実験計画法で決定した製造条件での品質を試作やシミュレーションで求め、製造条件と品質をモデル化し、モデル上を探索して最適な製造条件を推定する
	ソフトセンシング技術	オンライン測定が可能なデータと測定困難なデータの間で数式モデルを構築し、オンラインで測定困難なデータを推定する
	イベントパターン抽出技術	蓄積されたイベントログデータを分析し、頻出パターンを自動で抽出する
	アンサンブル予測に基づく予兆検出技術	従来、専門家が精査して決定していた学習データや入力変数を、簡易ルールに従って複数のパターンを用意し、予測時に精度がよいモデルを重視して予測する
	異常回避操作提示技術	過去のプラントのイベントログデータを検索し、オペレータの操作によって異常回避を行った操作手順を候補として提示する
	構造ヘルスマonitoring技術	感振センサで計測したデータを基に、最大加速度と最大層間変形角を算出する
最適化技術	エネルギープラント最適運用技術	必要な需要に過不足なくエネルギーを供給しながら、燃料コストを最小化するエネルギー供給プラントの運転計画を自動的に立案する
	エネルギー需要予測技術	暦や気象データ（最高気温、天気など）から、翌日の1時間ごと24点の需要や最大最小需要を予測する
	スーパー・コンビニ向け店舗総合最適化技術	スーパーマーケットやコンビニエンスストアにおける空調とショーケースの運用（運転停止状態、エネルギーバランス）を最適化し、省エネルギーと環境負荷削減を実現する
	数式処理最適化による省エネ余地可視化技術	最新の数式処理技術を適用してエネルギー供給プラントの最適化モデルを解析し、運用範囲を可視化することにより、理論上の省エネルギー余地や限界を明らかにする
	配送計画最適化技術	一つの配送拠点から複数の車両による顧客（配送先）への荷物の配送において、最適なルート（各車両への割付と配送順）を決定する
高度制御技術	制御性能監視技術	制御性能を四つの指標で定量化して制御系の性能を評価することにより、多数の制御ループの中から改善が必要なループを効率的に発見する
	制御パラメータチューニング技術	プラントの入出力データ（MV, PV）を用いてプラントモデルを同定し、制御の要求仕様（整定時間、オーバーシュートなど）を満たすPIDパラメータを算出する
	モデル予測制御技術	制御対象のモデルを用いて将来のプラントの動きを予測し、制御対象が目標値に収まる最適な操作量を求めながら制御を行う

ス向け異常診断技術，アンサンブル予測に基づく予兆検出技術，および数式処理最適化による省エネ余地可視化技術について述べる。

③ バッチプロセス向け異常診断技術⁽³⁾

近年，産業・民生分野では，製造工程の設備保全管理や製造品質管理への要求がますます高まりつつある。製造工程の一種であるバッチプロセスとは，原料投入，加工・製造処理，製品・中間製品の払い出しを，同じ設備・装置を用いて反復的に行うプロセスのことをいう。本稿では，設備や装置が似た動きを繰り返す対象全般をバッチプロセスと呼ぶ。例えば，化学分野における重合プロセス，半導体製造プロセス，射出成型プロセスなどのほかに，適用事例で述べる冷蔵ショーケースなどの冷却設備がこれに相当する。

バッチプロセスでは，センサ技術の進展により各種機器に多数のセンサが設置され，詳細な状態量の随時計測が行われるようになってきている。そこで富士電機は，バッチプロセス向けの多変量統計的プロセス管理（MSPC：Multivariate Statistical Process Control）による高精度な異常診断技術を開発した。これにより，製造工程での不良品製造の防止や設備の予防保全などにおける管理レベルの向上に大きな効果が期待できる。

3.1 MSPC

統計的プロセス管理とは，統計手法を活用してプロセスの運転状態を監視することで仕様を満たさない製品の製造を未然に防ぎ，生産性を向上させる技術のことである。以前から広く適用されている一変量統計的プロセス管理（USPC：Univariate Statistical Process Control）は，品質に影響を与えるプロセス変数に対して管理限界の上下限を設定することで異常を診断する技術である。しかし，上下限の幅が狭すぎる場合は異常を誤検知してしまう恐れが

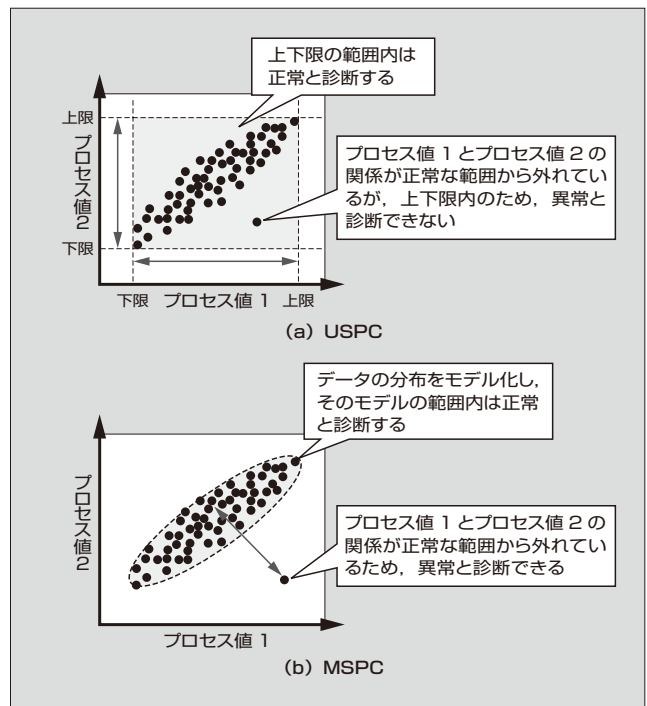


図2 異常診断におけるUSPCとMSPCの違い

あり，逆に上下限の幅が広すぎる場合は異常を検知できない恐れがある。

これに対して，MSPCは単純な上下限で異常を判定するのではなく，変数間の相関関係を考慮して診断する（図2）。まず正常範囲のデータを主成分分析手法によりモデル化する。そのモデルを用いて図2(b)に示すような楕円（だえん）形の範囲を正常範囲と定義する。診断時には，診断対象の変数の値とこの正常範囲との乖離（かいり）度合いから判定を行う。このように，MSPCでは，USPCで検知できない異常を正確に検知することが可能である。

3.2 バッチプロセス向けMSPC

一般に，バッチプロセスはプロセス値が一定状態ではな

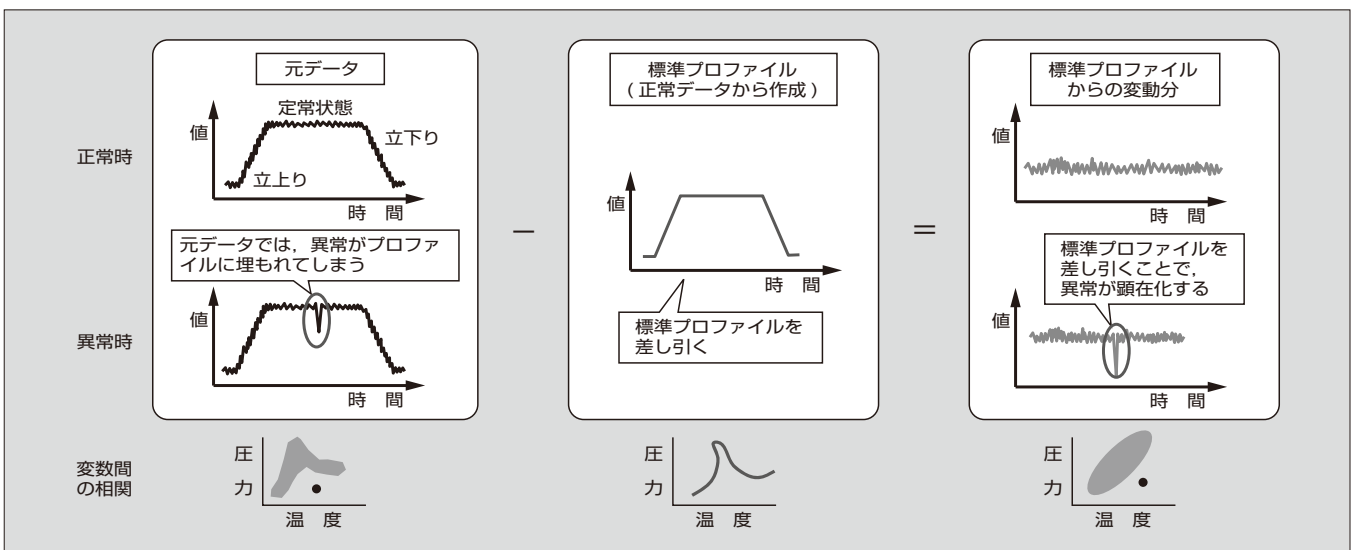


図3 バッチプロセス向けMSPC

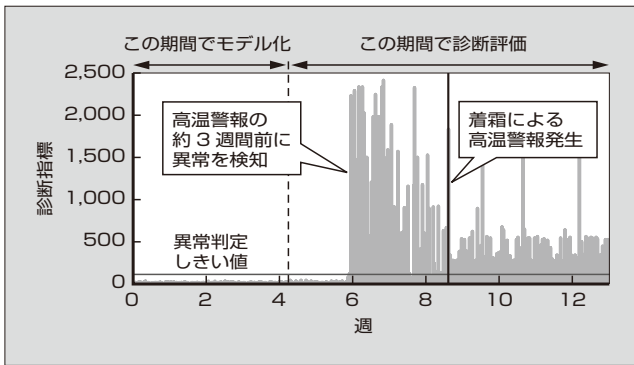


図4 冷蔵ショーケースへの適用事例

く、変数間の相関関係がプロセスの途中で変化する。したがって、MSPCをそのまま適用すると、工程の進行に応じた変数間の相関関係の大きな変化に埋もれてしまい、異常を検出することが難しい。そこで、この問題を解決するため、図3に示すようなバッチプロセスの生データから標準プロファイル（平均的なバッチプロセスの動き）を差し引くことにより、バッチプロセス中の微小な異常を正確に検知できるバッチプロセス向けのMSPCを開発した。

3.3 適用事例

バッチプロセス向けMSPCを、コンビニエンスストアやスーパーマーケットなどで生鮮食料品の販売に用いられる冷蔵ショーケースに適用した事例を示す。冷蔵ショーケースは、夏季の高温多湿時期には着霜により故障することがある。故障すると店舗にとっても消費者にとっても大きな損失を被るため、これを事前に予想して対処することが必要である。冷蔵ショーケースは一定時間ごとに除霜処理が行われ、温度などのデータが周期的に変化するためバッチプロセスとして扱うことができる。

ある実店舗の冷蔵ショーケースにおいて、着霜による高温警報の発生について診断した例を図4に示す。従来は警報が発生しないと発見できなかったが、異常発生の約3週間前に診断指標が急激に大きくなり、異常兆候を顕著に捉えることができた。

4 アンサンブル予測に基づく予兆検出技術

従来、各種プラントの運用においては、監視対象の変数について上下限を設定して、それに基づいて異常のアラームを発報するUSPCが一般に行われている。運転員は、アラームが発報されないように異常を事前に予想しながら運転を行う。事前に予知するためには、監視対象の変数のトレンドを確認することと、アラームの上下限レベルを本アラームとその前段階のプレアラームの2段階で設定し、プレアラームとして上限を、本アラームとして上上限を設定し、上限のしきい値を超えた場合には、本アラームを発報させないように操作を行うことでプラントを安全に運転している。しかし、この方法ではプレアラームが出たからといって本

アラームが出るとは限らないことや、また、プレアラームのしきい値を低く設定すると誤検知が増えてしまうという問題があった。

富士電機では、この問題を解決するため、蓄積された大量のデータからプラントの予測モデルを構築し、それを使って監視対象の動きを予測することにより、異常の発生を予測する技術を開発した。主な特徴を次に示す。

- プレアラーム後の監視対象の動きも予測できる。
- プレアラームのしきい値を高くしても予測により検知率を高くできる。
- 予測してから本アラームが出るまでの余裕時間を長くできる。

4.1 アンサンブル予測

数値データから予測モデルを構築する手法としては、統計モデルやニューラルネットワークを用いることが多い。統計モデルとしては、重回帰モデル、部分的最小二乗法などがある。これらのモデルでは、モデル作成に用いるデータの選び方や前処理、説明変数として使用する変数の選び方、ならびにモデル作成時の各種パラメータの値が、その予測精度に大きく影響する。従来は、モデル作成条件の適切な選択や設定を行うために、対象ごとに試行錯誤が必要であった。また、予測モデルによっては予測精度のばらつきが大きくなることがあった。

このような問題を解決するために、学習データやパラメータが異なる複数のモデルにおける出力の重み付き平均値を予測結果とする“アンサンブル予測”を開発した(図

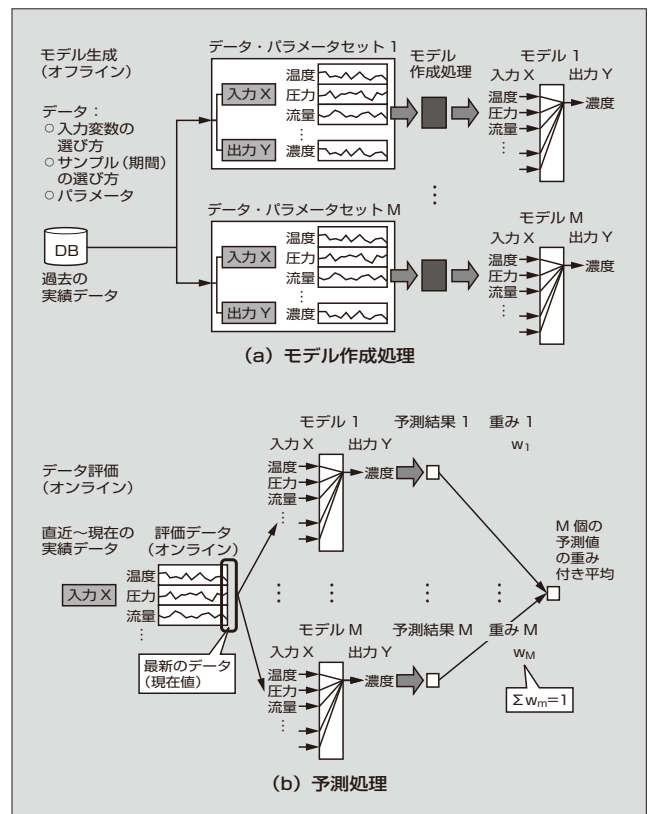


図5 アンサンブル予測の概要

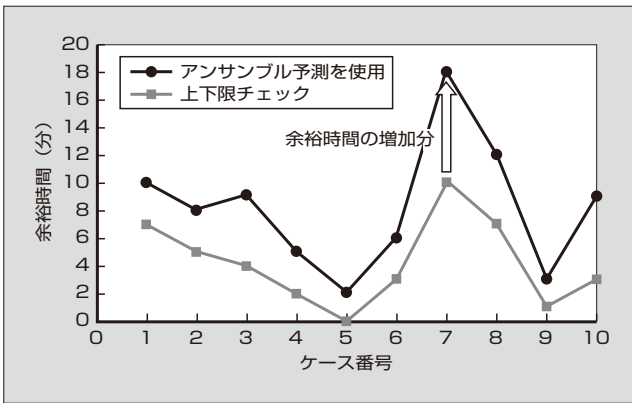


図6 ごみ焼却プラントへの適用事例

5). アンサンブル予測により各モデルの予測精度のばらつきが平均化され、精度のよい予測を行うことができる。

4.2 適用事例

某ごみ焼却プラントの監視対象の変数について予測した例を図6に示す。図のケース番号は、実際に異常が発生した事象のケースを表す。余裕時間は、異常兆候を検知してから実際に異常が発生するまでの時間である。異常が発生した全てのケースにおいて、アンサンブル予測の方が余裕時間を長くすることができており、これは、運用者が異常発生に対してあらかじめ余裕を持って対処できることを示している。

⑤ 数式処理最適化による省エネ余地可視化技術⁽⁵⁾

富士電機では、工場、事業所などのエネルギーの消費量や供給量を計測し、設備運転の最適化を図るEMS (Energy Management System) の普及に取り組んでいる。EMSの普及の鍵となるのが、導入による省エネルギー(省エネ)効果と投資回収年数などの事前アセスメントである。EMSの導入には、計測機器やデータ管理システム、監視システム、最適化システムなどが必要となるため、初期投資が高額となることも多い。したがって、初期投資コストに見合うエネルギー削減が実現可能かどうかを事前に見極めることは非常に重要であるが、これを導入前に正確に見積もることは容易ではない。

富士電機はこの問題を解決するため、設備のエネルギー効率特性式を基に、最も省エネとなる設備の運転可能範囲と従来の運転を比較することで省エネの余地を可視化する省エネ余地可視化ツールを、世界で初めて開発した。

5.1 数式処理

数式処理とは、限定記号消去法などのアルゴリズムを使って数学の問題を自動的に解く技術である。限定記号消去法とは、一階述語論理式で表現された限定記号の付いた多項式から、式の変換と代入を繰り返すことで限定記号付きの変数を全て消去した同値な多項式系に変換する方法である。省エネ余地の可視化では、エネルギー供給設備の特

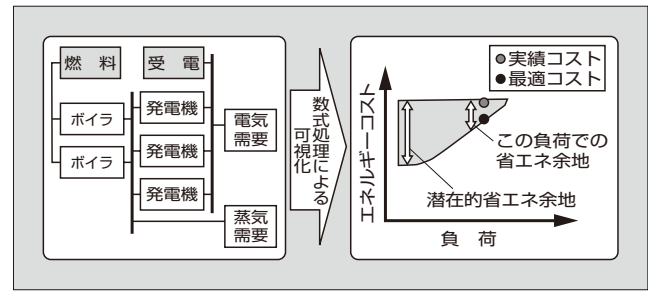


図7 省エネ余地可視化の概要

性式や運転制約条件などの式の集まりを、負荷と供給コストのみの式の集まりに限定記号消去法により変換するものである。これにより負荷と供給コストの関係を可視化できる。

5.2 省エネ余地可視化ツール

省エネ余地可視化ツールは、対象とするエネルギー供給設備のエネルギー効率特性や出力上下限などの運転上の制約条件を数式処理で解くことによって、制約条件を満たした上での運転可能範囲を求め、従来運転と比較することで省エネ余地を可視化する。

ここでいう設備の運転可能範囲とは、単なる設備能力の上限の合算値ではない。前述した出力上下限、エネルギー需給バランスなどの設備運転上の制約条件を満たしながら運転した場合の運転可能範囲である。図7に示すように、負荷と負荷に供給するエネルギーコストの関係で運転可能範囲を図示できる。運転可能範囲の最下辺がコスト最小となる運転となり、運転実績との差から省エネ余地を容易に把握することができる。

5.3 適用事例

ターボ冷凍機4台で空調負荷を賄う設備について、数式処理により可視化を行った例を図8に示す。図8(b)に示すように4台のターボ冷凍機はエネルギー効率特性や出力上下限が異なっているため、単純な均等出力配分や台数制御では効率的な運転が難しい。

図8(c)に可視化結果を示す。横軸は全体の空調負荷 L 、縦軸は受電電力合計 P であり、図の塗りつぶされた範囲が運転可能範囲を示している。横軸の負荷に対して縦軸の受電電力の幅が狭い部分は、運転の自由度が少ないことを意味する。例えば、負荷が100kWでは3本の線で表されている運転可能範囲はターボ冷凍機1, 2, 4に対応しており、中でもターボ冷凍機1が最も効率がよく受電電力が低いことを示している。また、負荷が400kWのように負荷に対して縦軸の受電電力の幅が広い部分では複数台の設備を組み合わせるため、各設備の出力配分によって受電電力が大きく変わること示している。また、●は従来運転を、▲は従来運転に対応した最適運転の状態を表しており、この差が省エネ余地である。この差が大きい領域では最適化による省エネ効果が大きい。

このように、省エネ余地可視化ツールを使用することに

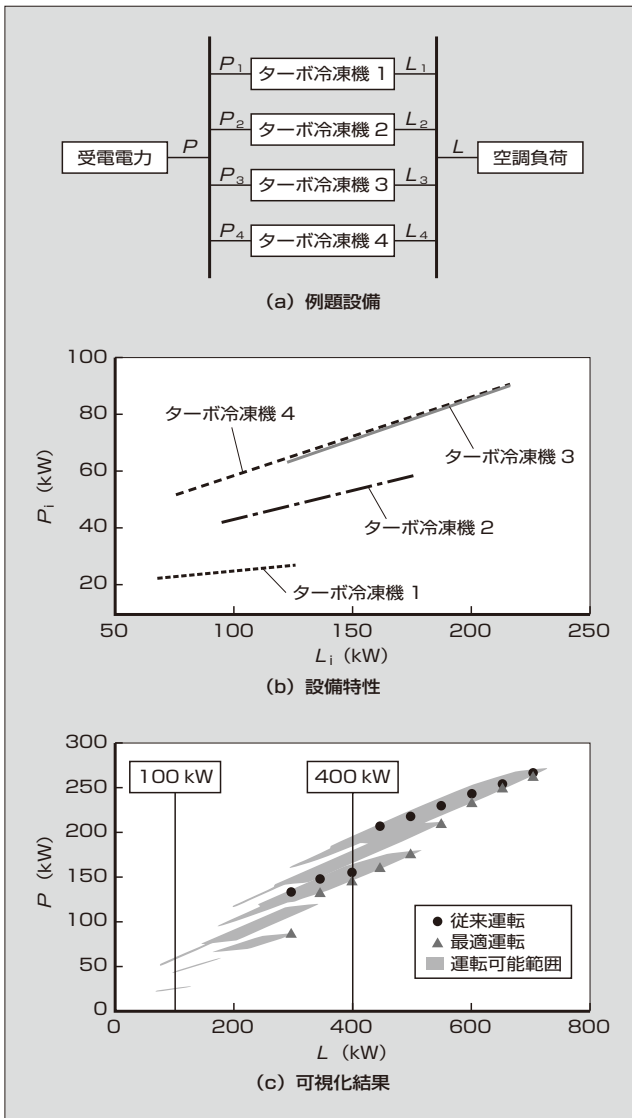


図8 ターボ冷凍機設備への適用事例

より、さまざまな運用条件でのEMSの導入による経済効果をあらかじめ知ることができる。また、既に導入されているEMSに、本ツールを適用することによりEMSの運用状態に対する最適性のチェックや設備特性などの前提条件の確からしさが確認できる。さらに、エネルギー供給設備の更新や新規増設を検討している場合は、更新や増設によって得られる省エネ効果をあらかじめ定量的に知ることができる。

6 あとがき

IoTソリューションに関連する数理応用技術の全体像、および最新の数理応用技術として、バッチプロセス向け異常診断技術、アンサンブル予測に基づく予兆検出技術、数式処理最適化による省エネ余地可視化技術について述べた。今後、実プラントへの適用を通じて、より完成度の高い技術の確立を目指した取組みを続け、新たな顧客価値を生み出していく所存である。

参考文献

- (1) 黒谷憲一, 戸高雄二. 計測制御技術の現状と展望. 富士時報. 2011, vol.84, no.4, p.228-233.
- (2) 松井哲郎ほか. プラント制御におけるデータ分析技術. 富士電機技報. 2014, vol.87, no.1, p.33-37.
- (3) 村上賢哉ほか. バッチプロセス向けオンラインMSPCシステムの開発. 電気学会C部門大会. 2015.
- (4) 鈴木聡ほか. 制御システムのデータ解析によるプラント運転支援. 電気学会C部門大会. 2014.
- (5) 丹下吉雄ほか. エネルギーマネジメントのための数式処理による可視化ツール. シミュレーション. 2016.



松井 哲郎

各種産業システムへの最適化技術、予測・診断技術の研究開発に従事。現在、富士電機株式会社技術開発本部コア技術研究所制御技術開発センター制御システム開発部マネージャー。電気学会会員、計測自動制御学会会員。



村上 賢哉

産業・社会システムにおけるデータ解析・予測・制御技術の研究開発に従事。現在、富士電機株式会社技術開発本部コア技術研究所制御技術開発センター制御システム開発部主任。計測自動制御学会会員。



丹下 吉雄

プラント制御技術、エネルギーマネジメント技術、数理応用技術の研究開発に従事。現在、富士電機株式会社技術開発本部コア技術研究所制御技術開発センター制御システム開発部主任。計測自動制御学会会員、電気学会会員。



*本誌に記載されている会社名および製品名は、それぞれの会社が所有する
商標または登録商標である場合があります。