

工場デマンドの高精度予測技術の開発

Development of High Precision Demand Forecasting Technology for Factory



若杉 一幸^{*1}
Kazuyuki Wakasugi

森田 克明^{*2}
Katsuaki Morita

彌城 祐亮^{*3}
Yusuke Yashiro

池田 龍司^{*4}
Ryuji Ikeda

手島 哲平^{*5}
Teppei Teshima

榎本 智之^{*6}
Tomoyuki Enomoto

タービンやボイラ、エンジンといった複数のユーティリティ設備や、再生エネルギーを活用した分散電源、及び ESS 等の蓄電システムを効率的に組み合わせて運転することが出来れば、CO₂ 排出量の削減や、電力契約の適正化や燃料費削減によるエネルギーコストの低減、売電による利益増加等の効果が期待できる。これらに必要な技術は複数存在するが、デマンドの予測技術はその最たる要素の1つと言える。本報では、工場デマンドの予測に着目して開発した予測手法とシステムの内容、及び開発システムを社内工場の電力デマンド予測に適用した事例を紹介する。

1. はじめに

地球環境問題や電力自由化などによるエネルギー環境の変化に対応するため、大規模工場を始めとした大口需要家では、より効率的にエネルギーを運用する必要に直面している。しかしながら、特に複数種のエネルギー(電力・熱・水等)を必要とする工場にあっては、以下の点からエネルギーの効率的な運用の追及は難しいのが実情と考えられる。

- (1) 生産状態や設備状態、さらには気象条件といった変動要素により刻一刻と変化する工場デマンドや分散電源の発電量を予測しながら、都度ユーティリティ設備の運転計画を見直し、これらのエネルギーを途切れることなく同時併給し続けなければならないこと
- (2) 運転計画の立案方法を一旦確立させたとしても、時間の経過による設備の劣化や生産品の変化等で状況が変化し、方法がすぐに陳腐化してしまうこと
- (3) 少子化等による労働力の減少傾向の中で、工場において労働力のリソースは本業である生産部門に集中せざるを得ず、上記のメンテナンスを継続的に実施することは難しいこと

当社は、このニーズを受けて、ENERGY CLOUD® Service⁽¹⁾と銘打ったエネルギーソリューションビジネスの提供を進めている。本サービスでは、各種デマンドを本報で紹介する独自手法で精度よく予測し、エネルギーコスト(燃料費や人工等)低減につながる効率的なユーティリティ設備の運用計画立案を支援することが可能である。なお、予測システムは適宜モデルを再学習する機能を備えており、システムを陳腐化させず継続的に使用することが可能であると共に、パラメータ調整までをアルゴリズムに組み込むことで、人手による調整を不要としている。

2. 開発手法の説明

2.1 従来手法の課題

デマンド予測に適した従来手法、例えば、季節変動自己回帰移動平均モデル(SARIMA: seasonal autoregressive integrated moving average)等の線形回帰手法を用いた予測システムで

*1 ICT ソリューション本部 EPI 部

*3 ICT ソリューション本部 CIS 部

*5 パワードメイン PESB 総括部

*2 ICT ソリューション本部 EPI 部 主席技師

*4 ICT ソリューション本部 プロジェクト部

*6 パワードメイン PESB 総括部 主席プロジェクト統括

は、以下の課題があった。

- (1) 予測精度が低いこと。例えば、自己回帰手法ではデマンド以外のデータ項目を説明変数にできないため、操業計画や気象情報等を説明変数として用いることが出来ない。また、説明変数の値によっては、実績値からかけ離れた予測値を出力してしまう可能性がある。予測精度が低いことは、予測結果を活用したソリューションの効果が低下することにつながるため、予測精度は高いことが望ましい。
- (2) 人手によるチューニングが必要なこと。例えば、案件ごとに次元数等のパラメータを調整する必要がある。また、一旦チューニングを完了しても、説明変数の数が変化したり内容が見直されたりした場合には再検討が必要になる。人手が必要なことは、導入が遅れるなど展開を妨げたり、継続的な運用を困難にしたりすることにつながるため、できる限り省力に予測モデルを構築できることが望ましい。

2.2 開発手法の特徴

(1) 高い予測精度

手法は独自技術を組み込んだアンサンブル学習手法を採用した。本手法は大量の説明変数の中から有効な特徴量を自動抽出するため、操業計画や気象情報も問題なく組み込むことが出来る。また、図1に示すように、目的変数をクラスタに分離してから予測することにより、妥当な予測値を得やすくなるように工夫している。実データを用いた検証の結果、開発手法は、従来手法より誤差を最大 50%程度削減できること(2.3節)や、5工場に適用し、平均 90%程度の精度を得られること(4章)から有効性を確認している。

(2) パラメータ調整が不要

開発手法は、例えばクラスタの分割数について、過去データを用いた検証から最適な分割数を自動決定する機能を持たせる等、計算資源に応じて決めるアンサンブル数を除きモデル全体のパラメータ調整を不要としている。また、説明変数の項目に変更があった場合、その項目に合わせて自動的に予測モデルを再学習できる機能を持たせており、入力データの変更にも柔軟に対応することが可能である(3章)。本機能により、社内5工場を対象とした実証例では、1工場あたり2週間程度で運用開始が実現した(4章)。

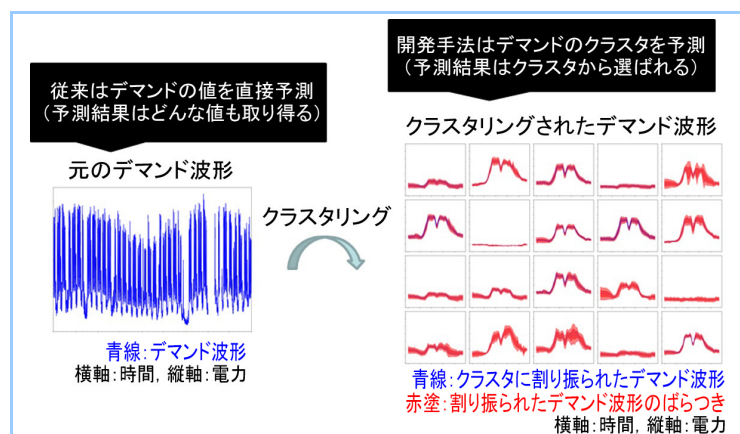


図1 クラスターリングを併用した予測

2.3 従来手法との比較

開発手法の有効性を検証するため、1例として社内2拠点(拠点K、拠点O)を対象に、開発手法と SARIMA の精度比較を実施した。

(1) 検証条件

表1に検証条件を示す。学習データおよび検証データ、予測条件は共通である。説明変数としては、SARIMA は自己回帰モデルなので基本的に過去のデマンド情報しか使用できないのに対し、本開発手法はカレンダー情報や気象情報も使用している。

表1 検証条件と検証結果

項目	拠点K		拠点O	
	開発手法	従来手法	開発手法	従来手法
学習データ	2015/7/1～2016/2/23			
検証データ	2016/2/24～2016/3/31			
予測条件	前日 11 時に翌日 0 時～24 時のデマンドを予測 (30 分ごとに 48 コマ分)			
説明変数	・過去デマンド ・カレンダー情報 ・気象情報	・過去デマンド	・過去デマンド ・カレンダー情報 ・気象情報	・過去デマンド

(2) 検証結果

図2に検証結果を示す。平均誤差について、それぞれの拠点で従来手法を 100%として評価している。なお、誤差の値は最小2乗平均誤差(RMSE:root mean square error)から算出している。拠点Kでは誤差が50%程度と大幅に削減し、拠点Oでも30%程度と大きく誤差が削減していることが確認できた。参考として、開発手法の予測波形を図3に示す。SARIMA と比較してこれだけ大きな効果を得た理由としては、カレンダー情報や気象情報等の説明変数を追加できるようになったことや、クラスタリングにより極端な外れ方をする日が低減したことが考えられる。本結果により、開発手法を用いることで従来よりも高い精度の予測が期待できる。

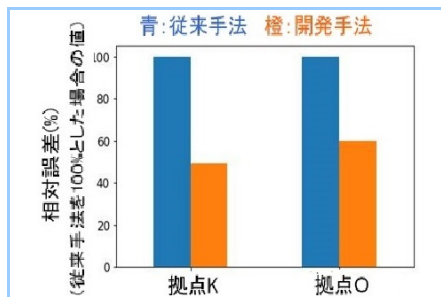


図2 従来手法と開発手法の精度比較

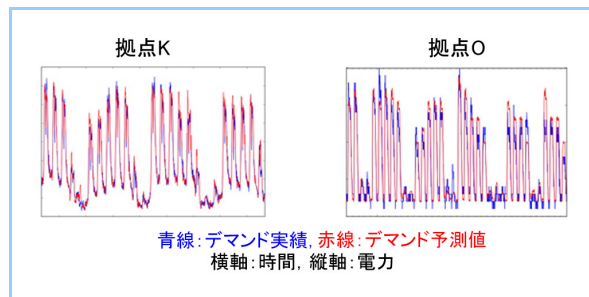


図3 開発手法を用いた予測結果

3. 予測システムの説明

次に開発手法を搭載した予測システムについて説明する。デマンド予測システムの典型的なシステム構成の概略を図4に示す。本システムはクラウド上に構築されており、設備の稼働データや、設定に応じてオープン情報等の時系列データを自動収集し予測に使用する。また、休日の設定や、設備の稼働計画はウェブブラウザから適宜ユーザが入力できるようにしている。

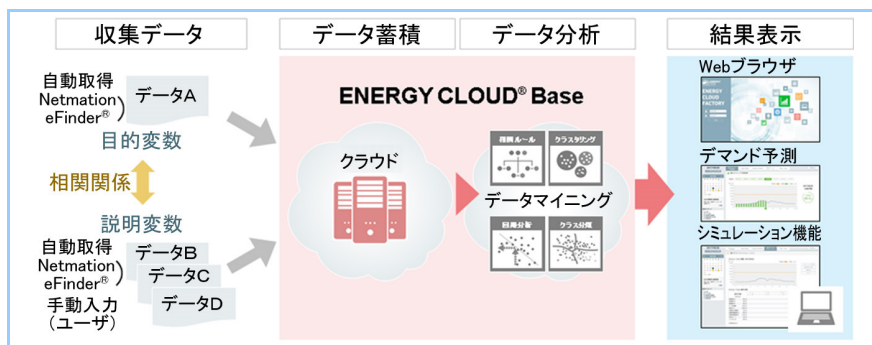


図4 デマンド予測システムの概略図

これらの情報から、デマンド予測システムは最大1年後までのデマンド予測を実施する。図5に示すように、長期・中期・短期の考え方を併用することが出来るため、目的に応じた幅広い運用が可能である。ユーザが稼働計画等を変更する等を実施した場合には、システムは変更箇所を検知して予測結果を更新することが可能であるため、例えば、年次操業計画が月次、週次と精緻化されていけば、それに合わせて予測結果も変化し精度も向上していく。また、1時間に1回、最新の稼働データをもとに当日のデマンド予測を更新することも可能であるため、計画と異なる操業をした場合でも予測結果を追従させることが可能である。さらに、本システムは前述したようにシミュ

レーション機能も搭載しており、設備の稼働計画を変更すると、その計画に応じたデマンドをシミュレートすることが可能であるため、デマンド予測結果に基づいた操業調整の検討ツールとしても活用している。

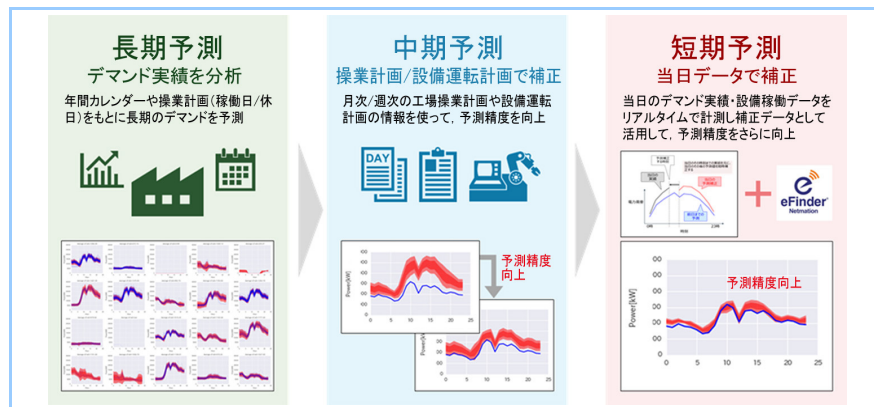


図5 デマンド予測システムの予測期間

4. 実証事例

開発した予測システムを社内5工場に適用した結果を表2に示す。精度はRMSEを真値の平均値で規格化した上で、100%との差分と定義しており、代表例として、0時時点でその日の24時間の電力需要を予測した場合の精度値を記載している。工場ごとに多少の差があるものの、5工場の平均で約90%という高い精度を得られたことを確認した。なお、これらの導入は現地調整も含めてそれぞれ2週間程度の短期間で稼働を開始しており、社内実証で標準化を十分に進めることが出来ていると考えている。また、本システムは、蒸気や水デマンドといった電力以外でのデマンド予測にも適用しているほか、社外工場への展開も進めている。

表2 社内工場での実証結果

対象	システム	精度
	導入日数	(～2017年12月)
A工場	12日	87.8%
B工場	10日	90.1%
C工場	9日	89.8%
D工場	16日	92.0%
E工場	12日	93.7%

5. まとめ

本報では、従来手法よりも高精度に予測できる独自手法の紹介と、その手法を用いた予測システム及びその実証事例を紹介した。

本システムの開発により、ENERGY CLOUD® Serviceでは、大型工場で効率的なエネルギーの運用方法を実施する上でボトルネックの1つとなっていた、各種電力デマンドや分散電源等の発電量を精度よく予測するサービスを提供することが可能となった。現在、社内外の案件への展開を進めている。

また、本技術は、電力以外の蒸気、水等の工事ユーティリティに対するデマンド予測への適用も可能であり、実証を通じて予測精度の検証を進めると共に、今後は並行して実証を進めている異常検知技術とも組み合わせ、オペレーション&メンテナンスの観点から、最適なシステム運用計画を立案できる技術を開発していく。

ENERGY CLOUD®および関連するマーク、ロゴは、三菱重工業(株)の登録商標です。

参考文献

- (1) 三菱重工業、独自の AI & IoT 技術でお客様のエネルギーに関する課題を解決する“ENERGY CLOUD® Service”を開始、(2017) <http://www.mhi.co.jp/news/story/1703015844.html>