

# 電気事業におけるデジタルトランスフォーメーションの可能性と電中研の取り組み

電力中央研究所 エネルギーイノベーション創発センター  
堤 富士雄、篠原 靖志、村田 博士、渡邊 勇、芦澤 正美

情報通信技術(ICT)の発展やセンサの小型化・低価格化により、モノのインターネット(IoT)技術の基盤が整いつつあり、社会の様々な場面での活用が期待されている。電気事業においてもインフラの合理的な保守管理や新たなサービスの創出・提供に向けて、IoT 技術が活用されつつある。今回から4回にわたり、電気事業のビジネス変革への貢献に向けて電力中央研究所が取り組むIoT 研究を紹介する。

## 電気事業のターニングポイントとデジタルトランスフォーメーション

人口減に伴う長期的な販売電力量の減少、居住地域の疎密拡大に伴うインフラ維持の困難化、設備の老朽化に伴う保全費の増大、太陽光発電など分散形電源の大量普及に伴う需要家のプロシューマー化など、電気事業を取り巻く環境は大きく変化している。これらの変化は、電気事業のプラットフォームをこれまでのシンプルな「電力供給」から、相互に密接に連携しあった「電力需給協調と情報」というアーキテクチャに連続性をもって変化させ(図1)、ス

テークホルダーのエコシステム化に貢献していくことが求められている。

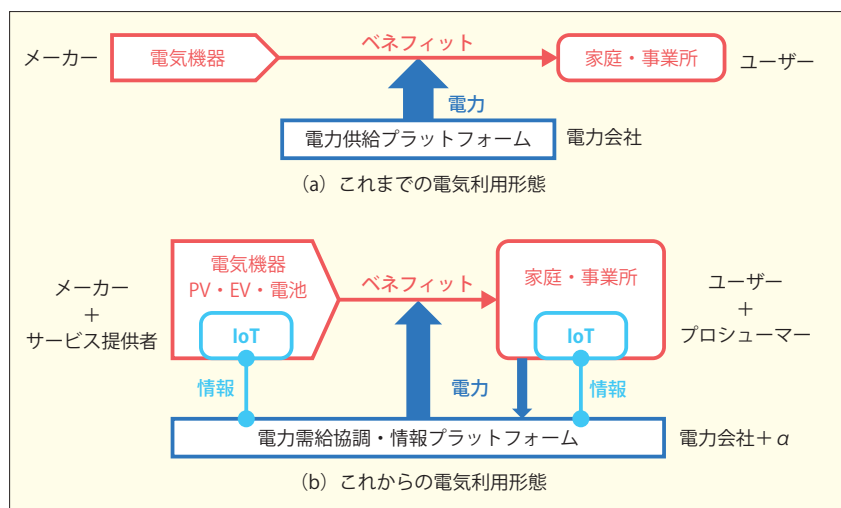
その実現のためには様々な対応が必要であるが、その中でもデジタルトランスフォーメーション(以下、DX)に関連する技術が重要な役割を果たすものと考えている。DXとは、デジタル技術によって我々の社会や生活そのものが急速に変革されていくことを意味する<sup>[1]</sup>。例えば、スマートフォンのように社会生活に深く入り込み、意識すらしない技術が、我々の行動や考え方、価値観にまで影響する。これは一種不可避の流れであり、技術者にはそれを良い方向に導

く役割が期待されている。特に、近年はビジネスの側面から、Uberやメルカリなど、デジタル技術を武器として、強力なプラットフォームを構築し、既存の事業者を端に追いやるデジタルディスラプター(デジタル破壊者)と呼ばれる新規参入者が台頭する背景として語られることが多い<sup>[2][3]</sup>。そのため、DXは全ての事業者が主体的に取り組むべき変化と捉えられている。

電気事業においてもDXは避けられない変化であり、率先してデジタル技術を活用して未来の姿を示すべく、多数の取り組みが開始されている<sup>[4][5]</sup>。特に、顧客志向でビジネスモデルを再構築することが重要とされている。

当所は、これら電力ビジネスの変革に貢献するため、エネルギーイノベーション創発センター(ENIC: ENergy Innovation Center)を2016年10月に発足した。ENICの研究対象は、①電気利用を中心とした顧客価値の創造、②電力需給マネジメントの高度化、そして③電気事業のDXである。連載の第1回である今回は、DXに対する我々の考え方を示し、DXの中心技術である人工知

図1 電力プラットフォームに関するアーキテクチャの変化



能 (AI) の設備保全への適用事例を紹介する。

## 電気事業のデジタルトランスフォーメーションにおける方策と課題

我々は、電気事業のDXを「発電・流通分野」と「価値創出分野」に分けて検討し、図2および図3に示す各種ターゲットと技術目標を抽出した。検討の詳細は割愛するが、本節では、いずれのターゲットを対象とする場合でも乗り越えるべき、重要なハードルについて述べる。

### (1) 現場適用におけるハードル

まず、DXにおけるリーンスタートアップ\*で重要な、役に立つ道具のプロトタイプ (MVP: Minimum Viable Product) の構築には二つのハードルがある (次頁図4)。一つ目は、MVPを作るには現場の問題を定義する必要があるが、一般にユーザー自身にはこの問題定義が難しいというハードルである。これは例えば、現場とユーザーが一体化しており、問題に気付かないことなどが理由である。二つ目は、問題を定義できたとしても、ドメイン知識のないITの専門家には、ICTをどう適用すれば良いのか分からないというハードルがある。例えばAIの専門家は、実はAIが適していない問題にもAIを適用して失敗する場合がある。これらのハードルを自ら解決するAIは未だ開発されていないため、人間がスキルを磨いて対応する必要がある。ENICではこれらのハードルを取り除き、現場とICTの橋渡しを行うことが重要な役割と考えている。

図2 発電・流通分野のDXに向けたターゲットと課題

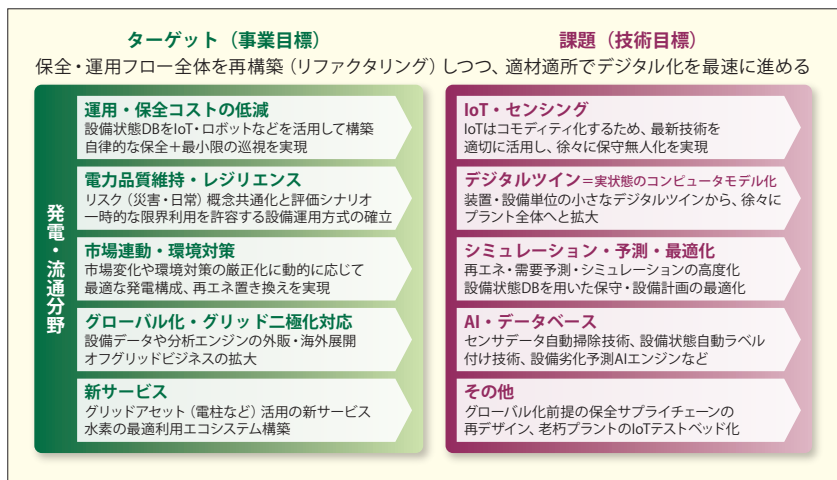
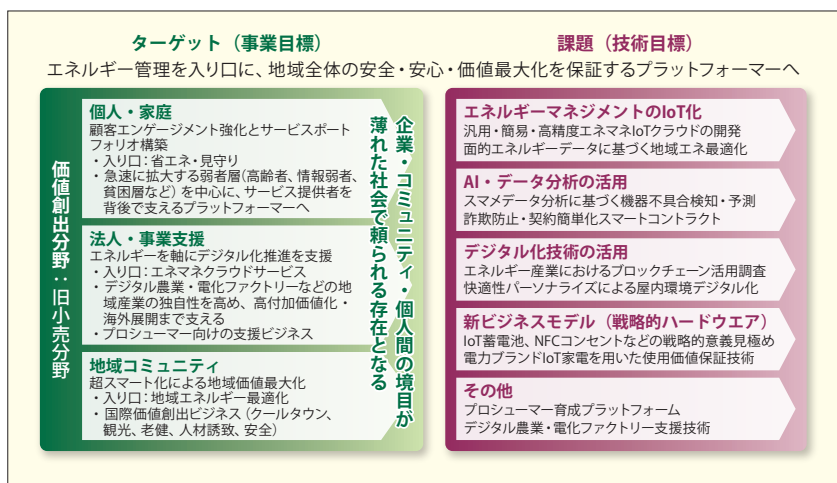


図3 価値創出分野のDXに向けたターゲットと課題



### (2) ディープデータ取得におけるハードル

次に、ディープデータ取得のハードルを述べる (次頁図5)。一般にビッグデータは、半自動的に大量に集められるデータであるため、それのみから価値ある知見を得るのは困難である。よって、ビッグデータの活用には、例えば設備保全であれば劣化状態と対応付けられたデータ、また顧客サービスであれば顧客の価値付けを反映したデータが必要となる。我々はこれらをディープデータと呼び、ビッグデータを解釈し価値

を引き出す鍵と捉えている。ただし、収集には手間・工夫・コストが必要であるため、適用上のハードルとなる。そのため、いかに効率的に質の高いディープデータを取得するかが問題解決のキーファクターとなる。次節で述べる二つの事例では、ディープデータ取得における異なるアプローチを紹介する。

## 電中研におけるAI適用事例

### (1) 油中ガス分析による不具合検出

電力会社では電力用変圧器の絶縁油を一部抜き取り、油中ガス分析に

\*短期間に MVP を作り顧客に提供、反応を分析して、改善するサイクルを繰り返すことで、事業の成功率を高めるマネジメント手法

より内部不具合の診断を行っている。これは変圧器の劣化進展にともない、発生するガスの種類・量に変化する現象を利用した診断である。電気協同研究会は2010年に、正常な変圧器約1000台と内部不具合のある変圧器約120台の内部様相データをもとに、不具合判定基準の見直しを行った。当所では、簡潔かつ高精度の判定基準を作成できる新たなAI手法を開発し、本収集データに適用することで、精度の高い内部不具合の判定基準を作成した(次頁図6) [7][8]。

基準作成に用いたAI手法である線形サポートカーネルマシン(以下、線形SKM)は、広く使用されているサポートベクターマシン(以下、SVM)を当所で拡張したものである。SVMは他のAI手法に比べ、少ないデータでも高精度の判定が行える特徴があり、不具合データが入手しづらい電力設備への適用にアドバンテージがある。さらに線形SKMでは、自動変数選択の機能を加え、判定基準の分かりやすさの向上と、さらなる精度向上を達成した。例えば、入力データである主要ガス量など全9成分のうち、正常か否かは $C_2H_4$ 、 $C_2H_2$ の2ガスのみ、内部不具合が過熱+微小放電によるものか否かは $CH_4$ 、 $TCnHm$ 、 $CH_4$ の3ガスのみから判定可能であることを明らかにした。

作成した判定基準による、未知データに対する推定正解率は98%である。さらに本手法を、地中送電線などで使用される油入(OF)ケーブルの油中ガス分析にも適用した結果 [9][10][11]、これまで50%程度の判定精度であったものを約80%まで向上させることに成功した。いずれの判定基準も、電力の現場で活用されている。

図4 現場適用の初期段階でのハードル

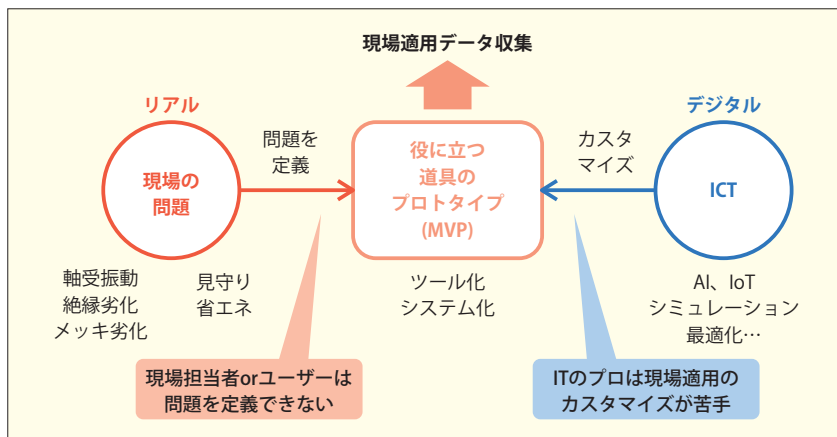
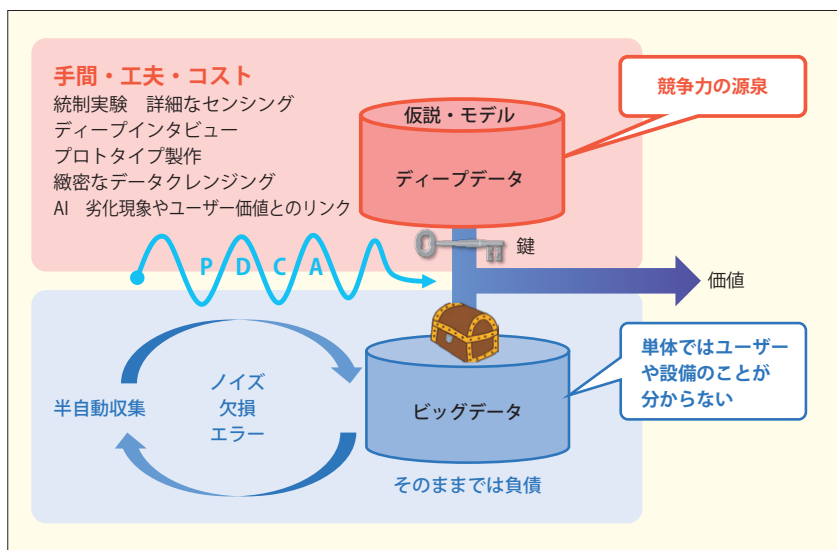


図5 ディープデータとビッグデータの連携によるPDCA



## (2) 大量の正常データからの異常予兆の検出

発電プラント異常の早期発見へのニーズは高いが、プラントの信頼性は高く、蓄積データのほとんどは正常状態のデータであるため、異常予兆を大量の正常データから見つけ出す必要がある。そこで当所では、水力発電所の発電機軸受振動を対象に、温度や圧力、振動などのセンサデータを用いて「異常予兆の発見を支援する手法」を開発した [12]。本手法では、上述したSVMの拡張の一つである1クラスSVMを用いる。1クラスSVMはデータ全体の中で特異な

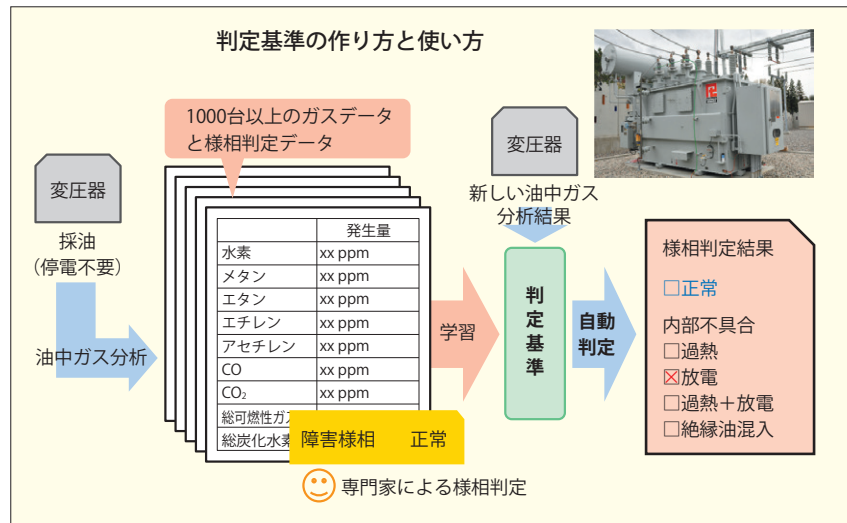
データを弾き出す例外抽出手法の一種であり、データの分布を前提とせずに適用できる利便性がある。

手法は2ステップで構成される(次頁図7)。ピンクの円内部にあるデータはすべて正常状態のデータであるが、円の中心から遠いデータほど特異なデータと捉えられる。まずステップ1として、1クラスSVMを用いて特異な方から順にn個(例えば100個)のデータを抽出する。現場技術員は抽出したデータを確認し、運転記録や点検記録などを参考に、トラブルや怪しい事例をピックアップする。次にステップ2として、ピッ

クアアップ事例と類似のデータを線形SKMで追跡し、類似データが頻発したら現場技術員にアラートを出す。何も手掛かりがない状態から、機械が手助けして、現場のプロの意見を反映しながら、徐々にディープデータを構成するというアプローチである。

本手法<sup>[12]</sup>を実際の運転データ1年分に適用した結果、油漏れが発生した時点のデータを正しく抽出できることを確認した。その後、改良手法<sup>[13]</sup>を適用することで、より少ない8種のセンサ項目のみから異常予兆を検出できることが分かった。

図6 変圧器の油中ガス分析による判定基準の作成



## おわりに

連載の第1回となる今回は、電気事業のDXに向けた当所の取り組みの方向性・考え方、設備保全へのAI適用事例を紹介した。次回以降は、以下について紹介する。

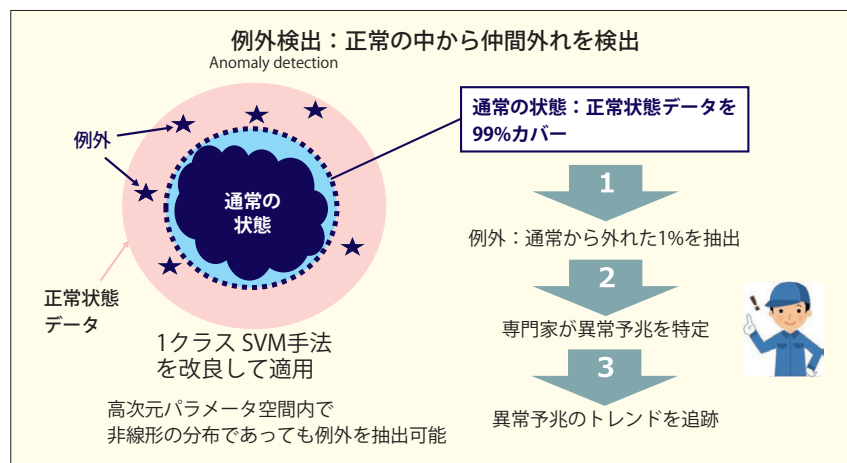
第2回は、送電設備の劣化計測や鳥獣害対策など、多方面への適用を行ってきた画像処理研究を紹介する。第3回は、屋外の遠隔地やプラント内など遮蔽の多い環境で、簡易にデータを取得し、クラウドなどに集約できるIoTプラットフォームの構築と活用を紹介する。第4回は、電力需要データへのAI適用研究を紹介する。

DXは電気事業の全体に影響する大きな変化である。今後も当所の専門性を生かした、多方面からのアプローチを進め、DXの先端を切り開く研究成果を創出していく。

## 参考文献

[1] Erik Stolterman, Anna Croon Fors, "Information Technology and the Good Life," *In Information Systems Research: Relevant Theory and Informed Practice*, pp.687-692, 2004.  
 [2] 藤田稜, 「OSSとデジタルトランスフォーメーションの関係」, IT Leaders, 連載: OSS鳥瞰図, <<http://it.impressbm.co.jp/articles/-/14878>>, 2017年

図7 大量の正常データからの異常予兆検出



[3] 尾原和啓, 「ザ・プラットフォーム: IT企業はなぜ世界を変えるのか?」, NHK出版, 2015年  
 [4] 世界経済フォーラム, アクセンチュア, 「業界のデジタル・トランスフォーメーション: 電力業界(和訳)」, 世界経済フォーラム白書, 2016年  
 [5] 竹内純子, 伊藤剛, 岡本浩, 戸田直樹, 「エネルギー産業の2050年: Utility3.0へのゲームチェンジ」, 日本経済新聞出版社, 2017年  
 [6] 電気協同研究「電力用変圧器改修ガイドライン」第65巻第1号, 2010年1月  
 [7] 篠原靖志「油中ガス分析データによる電力用変圧器の様相判定手法」電力中央研究所報告R10030, 2011年9月  
 [8] 小野田崇, 村田博士, 小枝啓一, 小木曾慶治「油中ガス分析データの変量解析手法による電力用変圧器の良否判定」電力中央研究所報告R07001, 2007年8月  
 [9] 篠原靖志, 鶴見剛也, 嘉屋健, 松谷悠司「油中ガス分析によるOFケーブル接続部の異常判定手法ーサポートベクターマシンを活用した判定基準の提案ー」電力中央研究所報告R13002, 2013年11月  
 [10] 篠原靖志, 嘉屋健, 松谷悠司, 「油入ケーブル接続部の線形サポートカーネルマシンによる異常判定」電気学会電子・情報・システム部門論文誌, Vol.134, No. 8. pp.1138-1147, 2014年  
 [11] 電気協同研究「地中送電ケーブルの保全技術」第70巻第1号, 2014年4月  
 [12] 小野田崇, 伊藤憲彦, 是枝英明「水力発電所における異常予兆発見支援方法の開発」電力中央研究所報告R08030, 2009年6月  
 [13] 村田博士, 篠原靖志「水力発電所の異常予兆発見に影響を与えるセンサの絞り込み方法の開発」電力中央研究所報告R11019, 2012年6月