

価値創出のコアとなるアナリティクス・AI

Analytics AI as Core of Value Creation

飯坂 達也 IIZAKA, Tatsuya

大頭 威 DAITO, Takeshi

松井 哲郎 MATSUI, Tetsuro

IoT（Internet of Things）の発展により、多量のデータが容易に収集できるようになった。顧客価値創出のための中核技術はアナリティクス・AI である。アナリティクス・AI を産業分野に適用する場合、学習事例が限られるため実用的な精度が得られない、推論結果の根拠が不明であるために信頼性が必要な分野への適用が限られる、一般の設計者ではモデリングが難しい、という三つの大きな課題がある。これらの課題に対して富士電機は、独自の工夫でアナリティクス・AI のツール化を行い、特にニーズの高い診断と予測を対象にし、さまざまな対象に適用できるように複数の手法を実装した。

The advance of the Internet of Things (IoT) facilitates the collection of a large amount of data. Analytics AI is the core technology for creating customer value. There are 3 major challenges to apply this technology in the industrial context: (i) impractical accuracy when an insufficient number of cases are available for learning, (ii) limited application to areas that require clear explainability of results, and (iii) complex modeling for ordinary system designers. To solve these issues, Fuji Electric has leveraged its original innovations and developed analytics AI tools. The implemented analytical methods ensure wide applicability, with a particular focus on diagnosis and forecasting, which are widely demanded.

① まえがき

近年の IoT（Internet of Things）の発展により、多量のデータが容易に収集できるようになった。これにより、さまざまな価値を生むソリューションが次々と生み出されている。そのソリューションを生み出す中核技術であり、価値創出のコアとなるアナリティクス・AI について述べる。

② アナリティクス・AI が解決すべき課題

富士電機のアナリティクス・AI とは、認識・診断・予測・最適化を行うための統計、機械学習、人工知能技術の総称である（図1）。これらの技術は、世界的に進歩が速く、囲碁や将棋などのゲームや画像認識などの一部の分野では人間を凌（しの）ぐ性能を示すまでになっている。しかしながら、産業分野のソリューションでは、特に顧客のニ

ーズが多く、さまざまな取組みが行われている認識・診断・予測において、次に示す三つの大きな課題がある。

(1) 課題 a：限られた学習事例では実用的な精度が得られない

産業分野では、用途ごとに用語やデータ傾向が異なることから学習事例が少なく、実用的な精度が得られない。

(2) 課題 b：推論根拠が説明できない

推論結果の根拠が不明であるため、信頼性が求められる分野では適用が限られている。

(3) 課題 c：モデリングが難しい

高性能な診断・予測モデルの構築には、データサイエンティストによる試行錯誤的な学習が必要であり、一般の設計者では難しい。

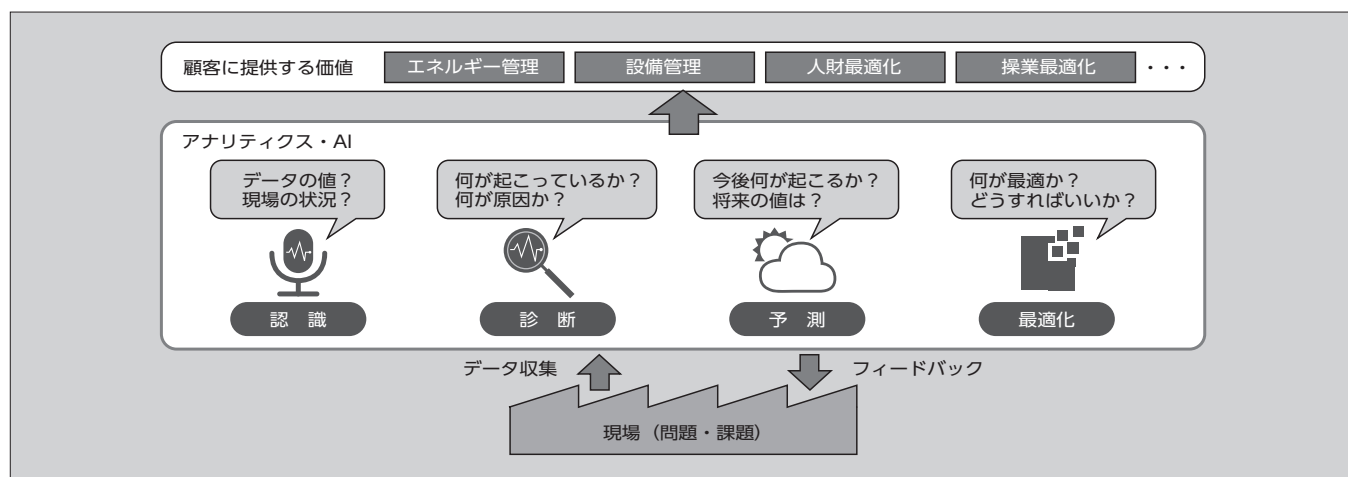


図1 アナリティクス・AI

③ アナリティクス・AI の全体像

富士電機のアナリティクス・AI を用いたソリューションは、認識・診断・予測・最適化に分類される（図1）。認識では、音声入力、画像認識、意味解析などのソリューションがあり、製造現場における保全作業の効率化など、顧客の価値を創出する。診断では、異常診断や余寿命推定などのソリューションがあり、歩留り改善や品質向上など、顧客の価値を創出する。予測では、需要予測や予兆検出などのソリューションがあり、コスト削減や運転支援など、顧客の価値を創出する。最適化では、エネルギープラント最適運転や発電計画などのソリューションがあり、燃料費の削減など、顧客の価値を創出する。

④ アナリティクス・AI の紹介

アナリティクス・AI は、多量のデータを学習させ、高精度なモデルを構築し、活用することで、さまざまなソリューションを実現できるコア技術である。②章で述べた課題を解決することができる富士電機独自の技術について述べる。

4.1 テキスト認識技術

一般的にテキスト認識技術は、次の三つの処理からなる。

- 文章を単語・品詞に分割する。
- 類義語を同一単語に変換する。
- 解析の目的に合わせて文章を加工・抽出・集計する。

テキスト認識技術で重要な処理は、類義語を同一単語に変換することである。多くの文書から類義語を自動作成する技術が開発され、学習事例の収集が容易な一般用語では高精度である。しかし、学習事例に限られる産業分野では、実用的な精度が得られないという②章で述べた課題 a があつた。

富士電機では、類義語を同一単語に変換する工夫として、膨大な事例で学習した一般用語と、限られた事例で学習した専門用語の二つの辞書を作成する。それぞれの辞書を用いて文章を処理した結果を統合する（図2）。これらの工

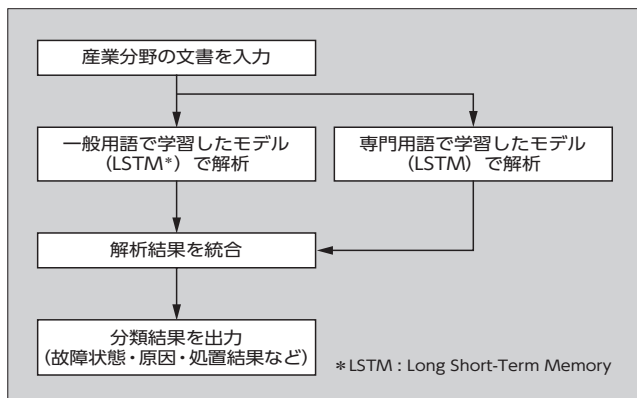


図2 複数辞書によるテキスト解析手法

夫により、学習事例の収集が難しい産業分野でも、一般用語で補完することが可能となり高い認識精度を実現している。

現在、このテキスト認識技術を用いたプラント保全システムを開発している。このシステムでは、プラントの現在の状況に近い記録（故障状態、原因、処置結果）を過去の保全記録から抽出することで、故障時間の短縮が可能となる。

4.2 診断技術

異常診断などの診断技術に、富士電機では化学プロセス分野で実績がある MSPC（Multivariate Statistical Process Control：多変量統計的プロセス管理）を適用してきた。さらに複雑な特性を持つ対象へ適用を拡大するために、機械学習を用いた異常診断技術を開発している。

複雑な特性に対する診断手法は、さまざまな方法がある。本節では、Kernel-PCA（Principal Component Analysis：主成分分析）法を例として取り挙げる。

通常の機械学習では、正常データと異常データの両方の学習事例が必要である。しかし、実際の製造プロセスでは異常データの学習事例が少なく、実用的な精度が得られないという課題があつた（課題 a）。Kernel-PCA は、豊富に存在する正常データだけで学習し、正常データと異なる状態（異常）を検知することでこの課題を解決している。

Kernel-PCA は、カーネル関数を用いて高次空間にデータを写像し、高次空間で PCA を行うことで非線形特性でも診断可能にする方法である。通常の Kernel-PCA は、正常・異常の診断はできるが、異常と診断したときに、どの要因（例えば、振動、電圧など）が原因であるかを判断する手段がなかった（課題 b）。そこで、富士電機では、最先端技術である RBC（Reconstruction Based Contribution）法を拡張して Kernel-PCA に適用することにより、通常の MSPC と同様の診断根拠を提示できるようにした（図3）。この結果、顧客の設備で異常が発生

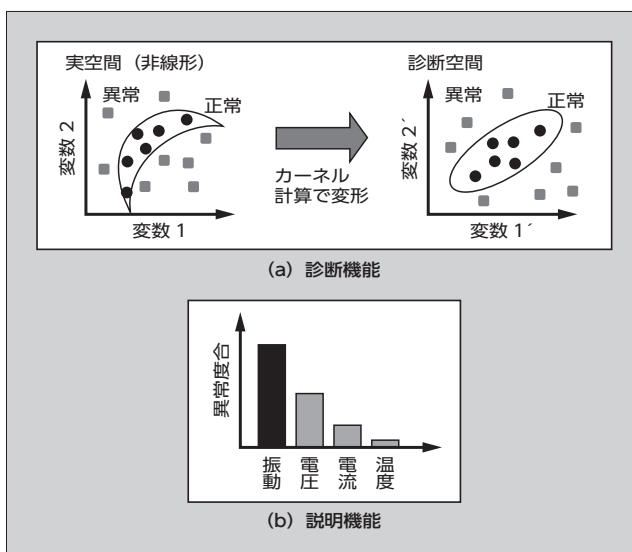


図3 Kernel-PCA による診断手法

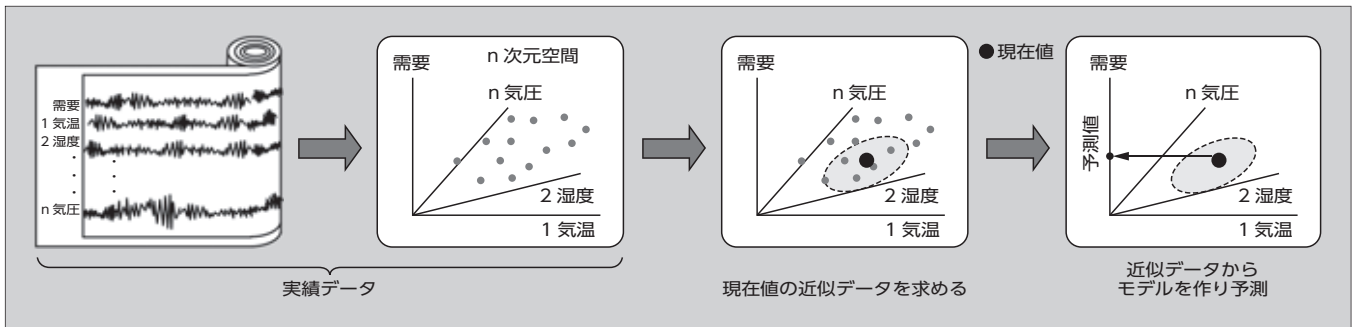


図4 JIT 予測の概念図

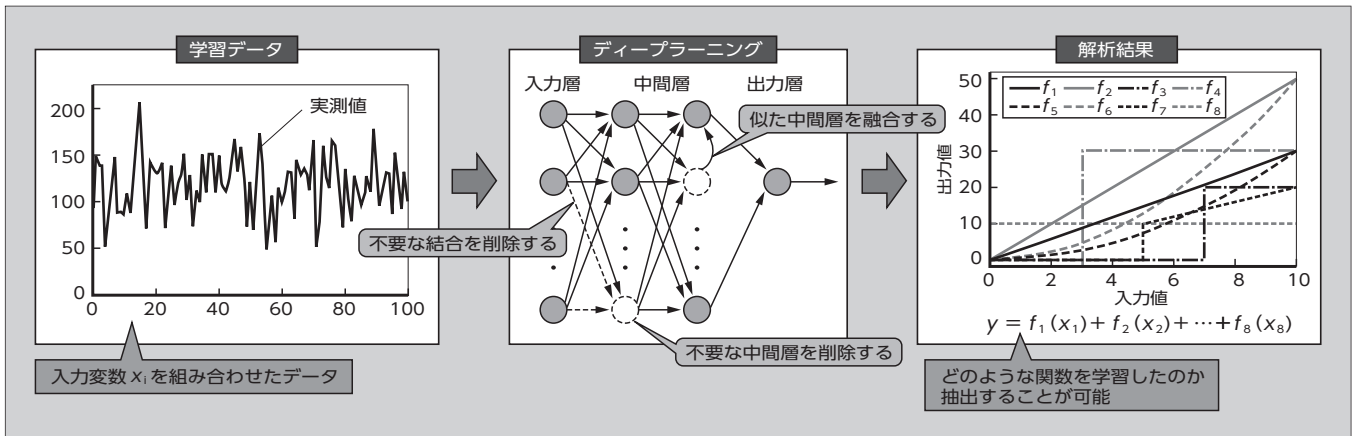


図5 ディープラーニングの解析フロー

した場合に、素早く対策できる。

4.3 予測技術

富士電機では対象に応じてさまざまな予測技術を開発している。主として学習データ量が限られる対象にはJIT (Just In Time modeling) 予測を、学習データが多く得られる対象にはディープラーニングなどの階層型ニューラルネットワークを適用している。

JIT 予測は、予測対象と類似したデータを過去の事例から抽出して予測する技術である(図4)。課題aと課題bに対しては、類似事例をベースに目的の対象として、例えば電力需要や商品販売量などを予測している。そのため、もともと学習データが限られている対象でも実用レベルの予測が可能であり、予測の根拠が分かりやすい特徴を持つ(“予測対象日の気温と似ている”, “曜日が同一”などの予測の根拠が提示できる)。一方、課題cに対しては、何を類似と定義するのか、開発者の試行錯誤によるモデル開発が必要であった。特に、電力需要や商品の販売量など、消費動向が変化する対象では、類似の定義も日々更新させる必要がある。富士電機は、この課題に対して機械学習の一つである決定木を使用し、類似度合いを自動的に定義する手法を開発した。予測対象の直近の動向を決定木で分析し、決定木から得られた変数重要度に従い類似度を自動的に定

義するものである。

本手法は、電力が自由化されて間もないため、学習データ量が限られている新電力向けソリューションである電力事業者向けクラウドシステム「ECONO-CREA」で実用化している。なお、本システムは、富士電機、株式会社NTTデータ、株式会社協和エクシオの3社で共同開発を行い、ASPIC IOT・クラウドアワード2017において総務大臣賞とASP・SaaS部門の総合グランプリを受賞している。

課題bと課題cの両方に対応するため、階層型ニューラルネットワークに富士電機独自の工夫を加えている。課題bに対しては、ネットワークの構造を工夫し、入出力の相関関係を抽出し可視化することで、予測の根拠を示せるようにした。課題cに対しては、従来、素子数やその結合状態を試行錯誤的に決定していた。これを学習中に中間層の素子が有益に働いているのか、不要であるのかを判断し、不要な中間層の素子を自動的に削除できるようにした。図5は、特性の異なる8種類の関数データを混合させたデータを、4層ネットワークに学習させる際の解析のフローである。ネットワーク内に学習された入出力の特性を関数形状で抽出することで説明できる。3層ネットワーク構造のものは、大手電力会社の需要予測、ダム流量予測、変圧器の余寿命診断などに適用されている。4層以上のネットワーク構造のものは、原理開発を完了し、プラントの運転支援システムへの適用に向けて鋭意開発中である。

〈注〉ニューラルネットワーク、ディープラーニング：179ページ「解説1」を参照のこと

5 アナリティクス・AI のツール化

IoT 化によりさまざまなデータが容易に収集できるようになった一方で、膨大なデータを解析するデータサイエンティストは不足している。そこで、富士電機では、データサイエンティストでなくても容易にデータ解析ができるように、アナリティクス・AI のツール化を行っている。このツールは、特にニーズの高い診断と予測を対象にし、さまざまな対象に適用できるように複数の手法を実装している（表 1、図 6）。

共通機能として、クレンジング機能がある。一般的にデータ解析の 8 割を占めるといわれるデータの前処理として、欠損値・異常値の除去、置換え、補完などを容易に行うことができ、データ解析作業が短縮できる。

診断における可視化機能は、診断可否を判断する。多次元のデータを二次元に圧縮し、異常データと正常データが分離して表示されれば診断可、分離できなければ診断不可

表 1 アナリティクス・AI ツールの機能概要

分 類	機 能	手 法
共 通	クレンジング	欠損値・異常値の除去、置換え、補完 など
診 断	可視化	PCA (Principal Component Analysis : 主成分分析)
		GTM (Generative Topographic Mapping)
		t-SNE (t-distributed Stochastic Neighbor Embedding)
	モデル化	PCA
		PLS (Partial Least Squares : 部分的最小二乗法)
		Kernel-PCA
		SVM (Support Vector Machine)
		XGBoost (eXtreme Gradient Boosting)
予 測	モデル化	PLS
		JIT (Just in Time modeling)
		階層型ニューラルネットワーク (ディープラーニング)
	品質シミュレーション	PLS
		JIT

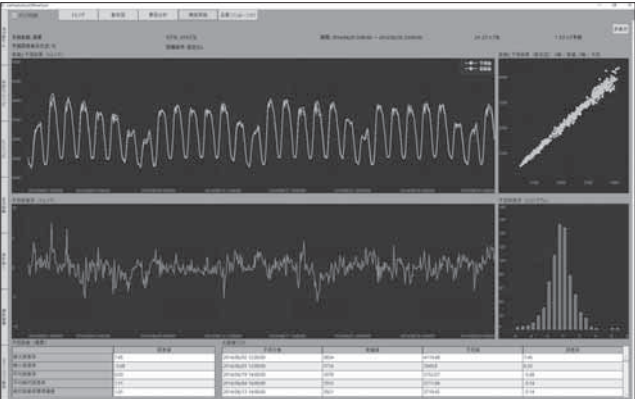


図 6 アナリティクス・AI ツールの予測画面例

と判断する。この機能により、そもそも対象のデータが診断できるデータであるか否かを判断することができる。

図 6 に、アナリティクス・AI ツールの予測画面例を示す。複数の手法を実装する理由は、診断・予測対象の特性の複雑さにより、適した手法が異なるためである。どの手法が最良であるのかは、データサイエンティストでも判断することは容易ではなく、従来は試行錯誤で行われていた。そのため本ツールでは、自動的に最良の手法を提示する機能を持っている。なお、複雑な特性が扱える手法はノイズまで学習し、実使用時にはむしろ精度が低下してしまう場合がある。それを防止するため学習データと評価用データを明確に分離し、実使用時と同じ条件で検証できる仕組みにしている。これらの仕組みにより、データサイエンティストでなくても、容易にデータ解析や効果の検証を行うことができる。

品質シミュレーション機能は、製造工場やプラントを対象にして最良の製造条件を求める。本機能は、過去のさまざまな正常条件と品質データの組合せを品質シミュレーションモデルとして学習させる。製造条件を変更した場合の品質の変化についてシミュレーションを行うことで、歩留り改善、品質向上につながる製造条件を容易に求めることができる。

6 適用例

ディープラーニングを用いた某製造プラントの温度予測への適用例を示す。燃料、原料品質などの数十種類の計測データから数時間先の中間製品の温度を予測する。中間製品の温度は最終製品の品質に影響を与えるため、正確に制御する必要があるが、プラントの時定数が長い将来の温度を予測し、フィードフォワード的に制御する必要があった。このプラントの特性は複雑であるだけでなく、原料の原産地やロットの違いによる品質の変化もある。このことから、計算機による自動化が困難であったため、人の判断により制御していた。これに対して、ディープラーニングを適用することにより、複雑な現象をモデル化できるようになった。至近のデータで逐次モデルを更新することで、経時的な変化にも人の判断に頼らずに計算機で対応できるようにした。

図 7 に示すとおり、実績値の変化を適切に予測し、製品の品質向上という顧客の価値創出に貢献できる。図 8 は、ディープラーニングの解析結果の一例である。ある原料成分の比率が高まると中間製品の温度が低下し、圧力が上昇すると中間製品の温度が上昇する。一方、流量は中間製品の温度にほとんど影響を与えないことが定量的に把握できる。つまり、ディープラーニングによってどのように学習したかを確認でき、顧客が安心して使用できる。

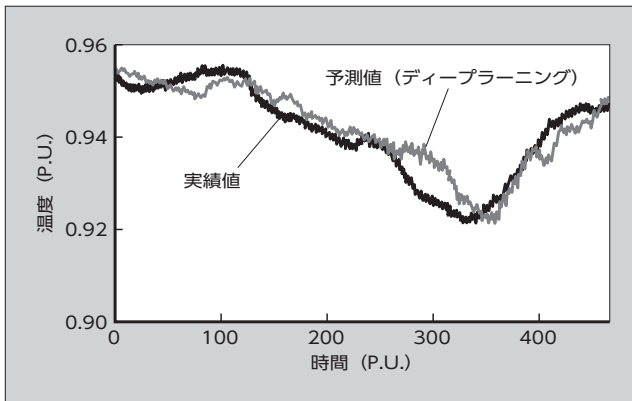


図7 製造プラントの温度予測結果

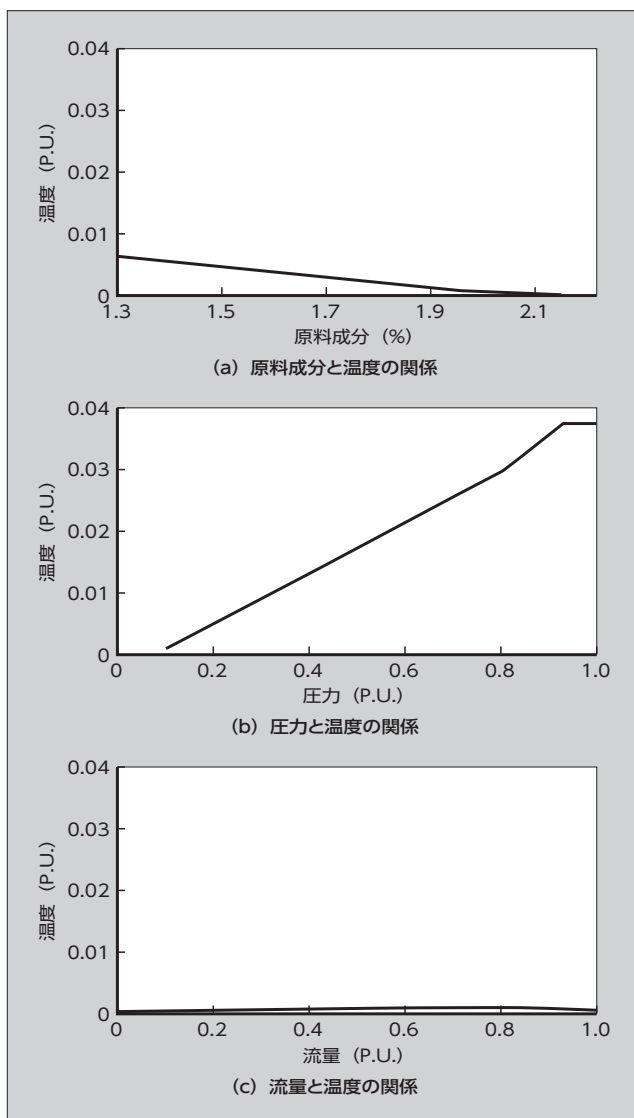


図8 ディープラーニングの解析結果の例

7 あとがき

価値創出のコアとなるアナリティクス・AIについて述べた。

IoT技術により膨大なデータが収集できるようになってきた。従来技術だけでは膨大なデータが扱いきれず、性能面で満足な結果が得られない場合がある。これらの膨大なデータを用いて開発を加速するソリューションを提供するために、富士電機独自のアナリティクス・AIが有用であると考えている。今後、実プラントへの適用を拡大し、さらなるお客さまの価値の創出につなげていく所存である。

参考文献

- (1) Yi.Yang.; Jacob.Eisenstein. Unsupervised Multi-Domain Adaptation with Feature Embeddings. NAACL2015.
- (2) 飯坂達也ほか. “多変量統計的プロセス管理技術を用いた火力発電プラントの異常検知”. 電気学会B部門大会, 2010, 353.
- (3) 村上賢哉ほか. “バッチプロセス向けMSPCにおける新しい異常判定方式”. 電気学会C部門大会, 2017, GS7-3.
- (4) Carlos F. Alcala.; S. Joe. Qin. “Reconstruction-based Contribution for Process Monitoring with Kernel Principal Component Analysis,” American Control Conference, 2010.
- (5) 新谷祐樹ほか. “Just-In-Timeモデリングを用いた翌日需要曲線予測手法の検討”. 電気学会全国大会, 2016, 6-121.
- (6) 葛根田哲也ほか. “ニューラルネットワーク応用電力需要予測システムの構築”. 電気学会C部門大会, 2003, MC4-4.
- (7) 牧本しをりほか. “小売電気事業者向けクラウドサービス (ECONO-CREA)”. スマートグリッド. 大河出版, 2018, 4月号.
- (8) “「ECONO-CREA®」が第11回ASPIC IoT・クラウドアワード2017において、「総務大臣賞」, 「ASP・SaaS部門総合グランプリ賞」を受賞”. NTTデータ. 2017-11-17. <http://www.nttdata.com/jp/ja/news/information/2017/2017111701.html>, (参照 2018-08-21).
- (9) 江川敏久ほか. “ニューラルネットワークと回帰式を適用した連排水系ダム残流予測システムの開発”. 電気学会論文誌B, 2010. vol.130, No.7.
- (10) 占部昇ほか. “油入変圧器の高精度余寿命診断システム”. 電気学会研究会, 2010, GID-10-6.



飯坂 達也

各種産業システムへの予測，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先端技術研究所システム技術研究センター高度アルゴリズム研究部マネージャー。電気学会上級会員。博士（工学）。



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先端技術研究所システム技術研究センター高度アルゴリズム研究部長。電気学会上級会員，計測自動制御学会会員。



大頭 威

各種産業システムへの認識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イノベーション創出センターデジタルプラットフォーム開発室組込システム研究部主任。

特集

IoTから始まる新しい価値創出ソリューション





*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。