

日本無線のデータ分析技術と デジタルビジネスへの取り組み

Approach of Data Analytics Technology and Digital Business in JRC

平野 圭蔵
Keizo Hirano

對馬 肩吾
Kengo Tsushima

小島 和也
Kazuya Kojima

要 旨

本稿では、当社のコア技術の一つである「データ分析技術」に関する方向性について述べるとともに、デジタルデータを活用した取り組みの事例として、船用機器から取得したIoTデータの活用、気象・河川情報システムから取得した時系列データの活用、超音波アレイセンサから取得した画像データの活用、広帯域周波数特性を保有する音響センサから取得したセンサデータの活用について、それぞれ紹介する。さらに、デジタルトランスフォーメーションとしてデータ分析を活かしたデジタルビジネスへの展開について述べ、今後の取り組みと課題を示す。

Abstract

While this article describes the direction of “data analytics technology”, which is one of JRC core technologies, and as examples of tackles utilizing digital data, the utilization of IoT data acquired from marine equipment, utilization of time series data acquired from weather / river information system, utilization of image data acquired from an ultrasonic array sensor, and utilization of sensor data acquired from an acoustic sensor with broadband frequency characteristics are introduced respectively. Furthermore, the deployment of digital business utilizing data analytics as digital transformation is described, and future tackles and issues are shown.

1. まえがき

内閣府によって示されたSociety 5.0⁽¹⁾やドイツにて取り組まれているIndustry 4.0⁽²⁾に代表されるように、IoT (Internet of Things) や人工知能 (AI: Artificial Intelligence) 等をはじめとしたデジタル技術とデータの利活用によって新たな価値の創造、いわゆるデジタルトランスフォーメーション (DX: Digital Transformation) が活発化されており、その話題は枚挙にいとまがない。

当社においても、コア技術である「センシング」や「通信・ネットワーク」をベースとした機器・システム・ソリューションなどに対して、これらから取得したデジタルデータを分析・活用することで、新たな顧客価値を付加する取り組みを行っている。

本稿では、まず、当社におけるデータ分析技術の方向性について示し、次に、データ活用に関する取り組み事例を紹介する。最後に、デジタルビジネスへ向けた当社の取り組みについて述べる。

2. データ分析技術の方向性

一般に、「データ分析」とは、数値、文字、記号などの集まり (データ) に対して、整理、分類、抽出、解釈などを行うことによって、有用な情報や意味を得ることを指す。これは、昨今のデジタル化社会において重要な技術であり、AIや機械学習、深層学習の活用も盛んである⁽³⁾。

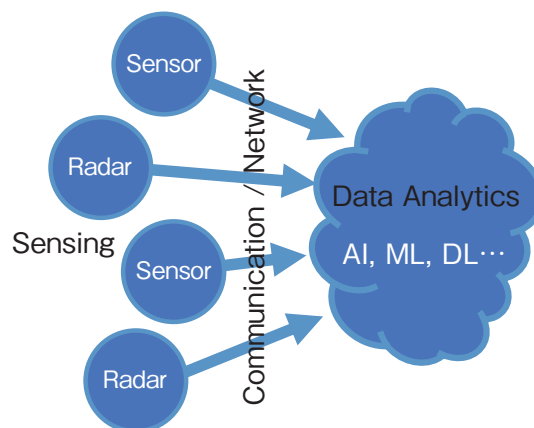


図1 データ分析技術の活用

Fig.1 Utilizing Data Analytics

当社でも「データ分析」をコア技術の一つと位置付け、図1に示すように、「センシング」によって取得され、「通信・ネットワーク」によって伝送される様々な情報について、顧客価値を生み出すための分析・予測技術として用いている。その際、「データ分析」を当社が持つ既存の基盤事業や戦略的成長市場分野、グループシナジーの強みへ活用することを基本とする。具体的には以下の(1)~(3)から収集するデータを利用し、データ分析・予測分析を実施する。

- (1) 船舶に搭載した機器/システムや海上・港湾システムなど (マリンシステム)
- (2) 防災・減災システムや気象・河川情報システムなど (公共・社会インフラシステム)
- (3) グループ会社が製造・保有する多様なセンサデバイス

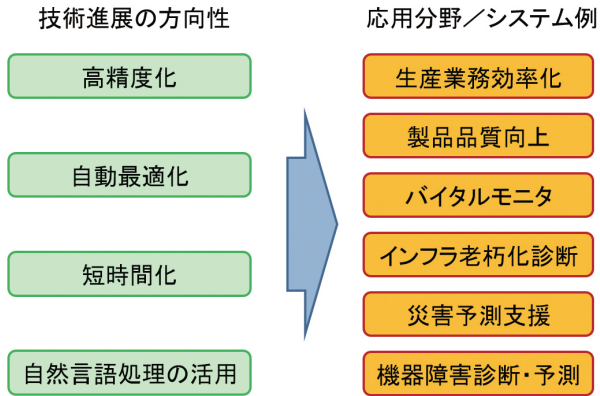


図2 データ分析技術の進展と応用

Fig.2 Progress and Application of Data Analytics

データ分析技術の進展の方向性を図2に示す。先に挙げたような当社の事業領域において、ビッグデータと言われるような大量のデータが得られる機会や状況は稀であり、少ないデータによる分析・学習、もしくは短時間でのデータ分析・学習ができることが求められる。また、ミッションクリティカルなシステムや公共・社会インフラシステムを扱うにあたって、分析や予測の高精度化及び自動最適化の要求が高まることは想像に難しくない。さらに、これらの適用領域を拡大するためには、構造化データだけでなく、自然言語処理の活用などにより、非構造化データの利用が必要である。

このように、事業環境やソリューション・顧客ニーズを踏まえてデータ分析技術を選択・最適化し、より多くの分野、機器、システム、ソリューションに適用させていくことが重要である。その取り組みの事例について次の「3. データ活用の取り組み事例」で紹介する。

3. データ活用の取り組み事例

3.1 船用機器RMSデータによる障害診断

当社ではマリンシステムにおいて、船用機器の動作状態を衛星回線等によりモニタリングするリモートメンテナンスシステム（RMS: Remote Maintenance System）と呼ぶ遠隔診断機能を提供している⁽⁴⁾。図3に船用機器RMSの概念図を示す。

RMSで取得するモニタリングデータ（以下RMSデータ）には、各機器の最新の状態と過去の履歴が蓄積されており、これらを分析することで、障害箇所を診断することができる。

障害箇所の診断は、RMSデータとともに過去の症例をデータベース化してAIに入力することで精度向上を図る。ここで、船用機器の障害の発生機会が限られるため、AIの学習に必要なRMSデータや過去の症例が不足する。そこで、AIのコアには、ベイジアンネットワーク⁽⁵⁾（BN: Bayesian Network）を適用した。BNは、深層学習などと比較して少ないデータで学習でき、人間の知識を反映させやすいことが知られている。

以上により、RMSデータにAI分析技術を活用することで、障害発生時の障害箇所診断の精度を向上させ、迅速・確実な修理を実現し、運航スケジュールへの影響を最小化する。一方、RMSで取得するモニタリングデータを拡充させ、データを蓄積することで、障害予兆検知の実現も可能になると考えられる。顧客への予防保全サービスの提供を目指し、この取り組みも進めていく。

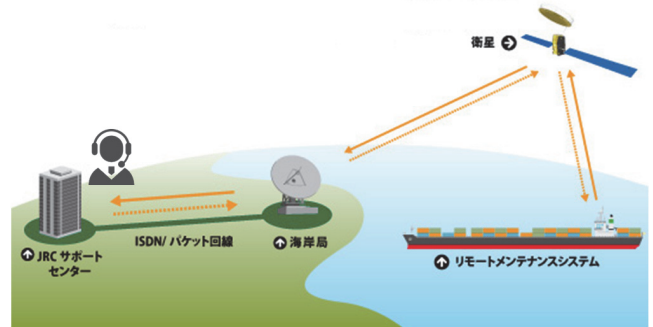


図3 船用機器RMSの概念図

Fig.3 Conceptual Diagram of RMS for Ship Equipment

3.2 河川の水位予測

近年頻発する豪雨による水害を防ぐため、当社では、河川の水位予測の技術開発を進めている。これは、水位データや雨量データなどを活用して、河川の水位を予測するもので、避難勧告や避難指示等の発令判断への活用が期待できる。図4に河川水位予測システムの概念図を示す。

既に国土交通省や気象庁などにより、全国各地における河川の水位や雨量の観測網が整備されており、当社においても、水位計やテレメータシステムなどの河川情報システム、及び気象レーダなどを納入している。河川の水位データや雨量データの蓄積も長期にわたって行われており、これらのデータを分析することで、該地点における河川の水位を予測できる可能性が高い。

河川の水位予測は、該地点とその上流域の水位データ及び流域の雨量データなどをAIで学習させて予測モデルを作成した後、リアルタイムにそれぞれの時系列データを入力することで数時間後の水位予測を行う。現状において、AIのコアには、深層学習⁽⁶⁾（DL: Deep Learning）の一つである畳み込みニューラルネットワーク⁽⁷⁾（CNN: Convolutional Neural Network）を適用する。

過去データにおいて、降雨量が多くかつ水位変化の大きな学習データが少ないといった課題があるものの、複数地点において実際に観測されたデータを用いて試行した結果、過去データから上流域の特徴を学習し、将来の河川の水位が予測できるという結果が得られた。引き続き、豪雨水害の防止・軽減に向けて水位予測の高精度化を行い、発令判断への適用を目指す。

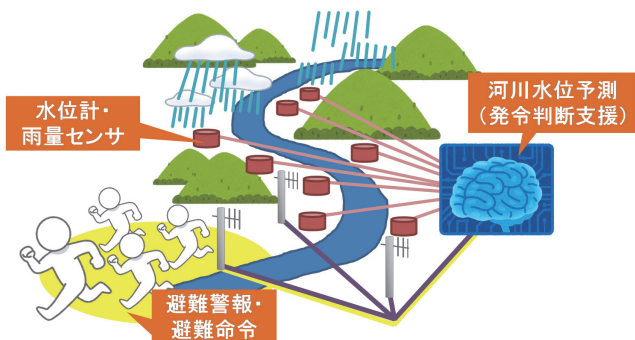


図4 河川水位予測システムの概念図

Fig.4 Conceptual Diagram of River Water Level Prediction System for Decision Support of Evacuation Advisory or Order

3.3 超音波によるコンクリート構造物の劣化診断

昨今、多くのインフラ構造物の老朽化が問題視され、その維持管理が求められている。維持管理は、非破壊検査による点検が一般的であり、専門技術者が目視や打音により官能的に判断しているため、定量的な評価手法の確立や省力化が課題である。当社では、鉄筋検知に優れる電磁波レーダ⁽⁸⁾と空洞検知に優れる超音波アレイセンサ⁽⁹⁾を融合させることによる、インフラ構造物の効率的なメンテナンスを行うシステムの開発に取り組んでいる。



図5 超音波アレイセンサによる劣化診断システムの概念図

Fig.5 Conceptual Diagram of Deterioration Diagnosis System by Ultrasonic Array Sensor

図5に超音波アレイセンサによるコンクリート構造物の劣化診断システムの概念図を示す。コンクリート内部の劣化は鉄筋部位で発生することが多いため、まず電磁波レーダで鉄筋位置を把握し、その後、超音波アレイセンサにより超音波画像データを取得する。取得した超音波画像データを深層学習で学習させてモデル化し、劣化状態を分類することで診断を行う。深層学習には、河川の水位予測と同様に、CNNを適用する。

劣化状態が判明している学習データが必要となるが、実証実験や実運用等を通じてデータを収集することで学習モデルの精度を向上させ、劣化診断の精度向上を図り、効率的なインフラ構造物の維持管理を目指す。

3.4 音響センサによる故障予兆診断

新日本無線株式会社製のMEMSマイクロフォン⁽¹⁰⁾を応用した音響センサを活用し、工場内の設備に対する故障予兆を検知する取り組みを進めている。工場内のモータやファンなどの動力設備に音響センサを取り付け、継続的なモニタリングとセンサデータの蓄積により、故障が発生する前の予兆を診断する。図6に音響センサによる故障予兆診断システムの概念図を示す。

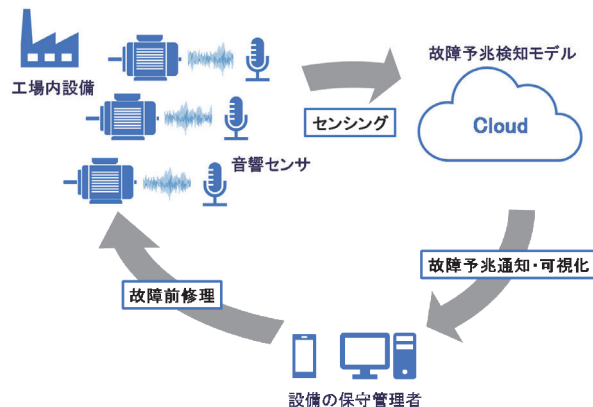


図6 音響センサによる故障予兆診断システムの概念図

Fig.6 Conceptual Diagram of Equipment Diagnosis System by Acoustic Sensor

動力設備などの故障予兆の特徴は、音響データの高周波信号成分に表れることが知られている。使用する音響センサは広帯域な周波数特性を持つため、本センサで取得した通常時（非異常時）の音響データを機械学習⁽¹¹⁾ (ML: Machine Learning) で学習させてモデル化し、これに現在のセンサデータを入力することで故障予兆に起因する通常と異なる動きを検知・診断することができる。

「教師なし学習」を適用するため、異常時の判定に対して十分な学習が必要となるが、工場内の動力設備に装着した音響センサにより取得したデータを分析することで故障予兆が検知でき、意図しない稼働停止時間の回避、及び設備故障による生産機会の損失防止を実現する。

4. デジタルビジネスへの取り組みと課題

昨今注目されているデジタルビジネスとは、既存のビジネスモデルに情報技術を融合させることにより、新たな収益構造を生み出すビジネスと言われている。これをデジタルトランスフォーメーションの側面から見ると、デジタル技術とデータの利活用によって顧客価値の最大化を継続的に追及することであると言える。

当社がデジタルビジネスを実現するためには、当社の強みとする「モノの提供」から、「顧客価値」という「コト（サービス）の提供」へ事業領域の拡大を図る必要がある。これは、「2. データ分析技術の方向性」で述べた、従来からのコア技術である「センシング」や「通信・ネットワーク」によって得られたデジタルデータを分析・活用し、新たな顧客価値を付加することと同義であり、「データ分析」の推

進がデジタルビジネスの発展を意味すると言える。

また、デジタルビジネスという観点では、「データ分析」に加えて、異なる市場や技術の融合を図り、サブスクリプションやリカーリング、プラットフォームなどをはじめとする新たなビジネスモデルに取り組むアプローチも必要となるため、これらにも取り組んでいく。

以上の通り、当社はデータ分析技術の高度化とともにデジタルビジネスの実現に取り組む、顧客価値を追求し、社会的課題の解決と社会変革を目指す。

5. あとがき

当社におけるデータ分析技術の方向性、具体的な取り組み事例、及びデジタルビジネスへの取り組みについて述べた。取組みにあたっては顧客価値を創出することを第一義とし、データ分析は、従来の統計的手法においてもAIを活用した手法においても“手段”にほかならない。しかしながら、顧客価値を高めていくためには、データそのものが更に重要になると考えられる。このため、今後も継続して、当社の基盤事業領域においてデータを収集・蓄積する仕組み、分析・活用する仕組みを含めて、データドリブンとなる取り組みを強化していく予定である。

参考文献

- (1) 第5期科学技術基本計画（内閣府：2016年1月）
- (2) Heiner Lasi, et al. “Industry 4.0” Springer Fachmedien Wiesbaden, Vol. 6, Issue 4, pp. 239-242, August 2014.
- (3) John H. Holland, “Adaptation in natural and artificial systems an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence”, 1992.
- (4) 下住 明久, 高田 崇史, 羽澄 勉, 中澤 篤信, 池山 智道, 増 淵 修, “新RMS（リモートメンテナンスシステム）の開発”, 日本無線技報, No. 67, pp. 33-36, 2016.
- (5) Nir Friedman, et al. “Bayesian network classifiers”, Kluwer Academic Publishers, Vol. 29, Issue 2-3, pp. 131-163, November 1997.
- (6) Yann LeCun, et al. “Deep learning”, nature International journal of science, Nature 521, pp. 436-444, May 2015.
- (7) Alex Krizhevsky, et al. “Imagenet classification with deep convolutional neural networks”, NIPS 2012.
- (8) 製品紹介, “新型ハンディサーチ NJJ-200”, 日本無線技報, No. 65, pp. 33, 2014.
- (9) 秋池 孝則, 島田 尚, 山極 昭成, 大西 喬之, “コンクリート内部を高精度に3次元観測可能な超音波アレイセンサの開発”, 日本無線技報, No. 71, pp. 26-32, 2019.
- (10) 新日本無線株式会社 電子デバイス製品 MEMSマイクロフォン, <https://www.njr.co.jp/products/MEMS/>
- (11) Chih-Fong Tsai, et al. “Intrusion detection by machine learning: A review”, Vol. 36, Issue 10, pp. 11994-12000, December 2009.

用語一覧

AI: Artificial Intelligence（人工知能）
BN: Bayesian Network（ベイジアンネットワーク）
CNN: Convolutional Neural Network（畳み込みニューラルネットワーク）
DL: Deep Learning（深層学習）
DX: Digital Transformation（デジタルトランスフォーメーション）
IoT: Internet of Things（モノのインターネット）
MEMS: Micro Electro Mechanical Systems（微小電気機械システム）
ML: Machine Learning（機械学習）
RMS: Remote Maintenance System（リモートメンテナンスシステム）