

トレンド

CPSによる価値創出を支える 東芝グループのアナリティクスAI技術

Toshiba Analytics AI Technologies for Creation of New Value through CPS

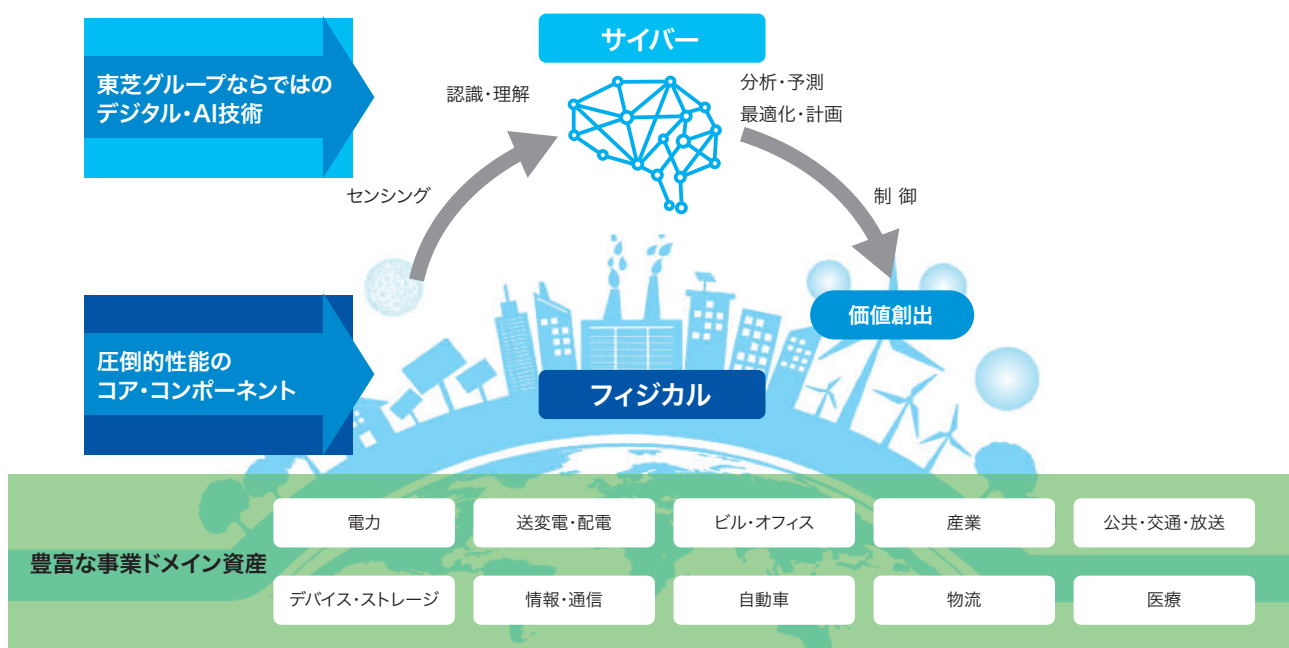
古藤 晋一郎 KOTO Shinichiro 西川 武一郎 NISHIKAWA Takeichiro
川村 卓也 KAWAMURA Takuya 吉川 宜史 YOSHIKAWA Takashi

少子高齢化が進む中で、製造業や社会インフラの運用・保守の現場では、熟練者の暗黙知への依存や、システム、オペレーションの複雑化などが、生産性や品質の維持に深刻な影響を及ぼすことが懸念されている。また、高齢者による自動車事故なども深刻な社会問題となっている。

東芝グループは、様々な分野の社会課題を解決するため、AIを実世界のモチーフに適用するための研究を精力的に進めている。また、フィジカル空間でのコンポーネント技術と、サイバー空間でのAIやIoT (Internet of Things) をベースとした技術を融合させ、新たな価値創出を行う“CPS (サイバーフィジカルシステム) テクノロジー企業”を目指している。東芝グループが半世紀以上にわたって培ってきたAI技術は、CPSによる価値創出を支える中核技術として、新たなビジネス展開を加速している。

In the manufacturing and social infrastructure fields, the effects on production stability and maintenance of quality arising from the dependence on implicit knowledge-based operations by skilled workers and the complexity of systems and operations have become a matter of concern in recent years accompanying the shift to an aging society with fewer children in Japan. The recent increase in traffic accidents caused by elderly drivers has also become a social issue.

In order to address these and various other social issues, the Toshiba Group is actively promoting research and development aimed at applying artificial intelligence (AI) to motifs in the real world. We have set the goal of becoming a cyber-physical systems (CPS) technology company in order to offer new value to customers by combining component technologies in the physical space and technologies in the cyber space based on AI and the Internet of Things (IoT). These AI technologies cultivated through our development experience accumulated over more than half a century are expected to be newly deployed in a broad range of applications as key technologies for CPS.



特集の概要図. 東芝グループのCPSテクノロジーの全体像

Overview of Toshiba's CPS technologies

1. はじめに

2012年、カナダ トロント大学のジェフリー ヒントン教授らの研究グループが、画像認識の精度を競う ILSVRC (ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge)⁽¹⁾で、ディープラーニングによる画像認識手法を提案し、従来の画像認識の性能を大きく超えたのを契機として、第3次AIブームが訪れた。それ以来、ディープラーニングを中心に、AI技術が急速に進歩し、2015年には画像認識で人間の識別能力を超えるようになるなど、画像認識や、音声認識、文字認識などの性能が大幅に向上した(この特集のp.34-37参照)。更に、需要や株価の予測、機器の故障予兆や異常原因の推定など、これまで熟練者の勘に頼っていた作業も高精度に自動化できるようになってきた。また、強化学習により、制御や設計の最適化もAI技術を活用して実現できるようになりつつある。

東芝グループは、1967年の世界初の手書き文字認識による郵便番号自動読み取り区分機をはじめ、1978年の日本語の構文解析による仮名漢字変換技術を搭載した、我が国初の日本語ワードプロセッサなど、50年以上にわたりAIの研究開発を続けている。また、これらの蓄積とディープラーニングなどの最先端技術を活用し、フィジカル空間のコンポーネント技術と、AIやIoTをベースとしたサイバー空間の技術を融合させ、社会課題の解決と新たな価値創出を行うCPSテクノロジー企業を目指している(特集の概要図)。

2. AI活用に向けた国内外の取り組み

ディープラーニングを中心としたAI技術の発展により、実社会でのAI活用が本格化しつつある。しかし、万能なAIというもの存在せず、常にAIの適用が最適とも限らない。

また、従来のIT(情報技術)とは異なり、AIには大量の学習データが必要であるとともに、AIモデルの性能は学習データの質に依存し、また精度は保証されない。更に、AIの判断根拠がブラックボックスであるといった側面もある。このようなことから、AIをいかに社会に適合させ、その利点を享受するか、といった議論が、近年、国内外で広く行われている⁽²⁾⁻⁽⁶⁾(表1)。特に、FAT(Fairness, Accountability, Transparency)と呼ばれる公平性、説明責任、透明性に加え、プライバシーやセキュリティの担保など、AIを広く社会実装するために、技術、運用、法令などの多角的な環境整備が求められている。

AIの説明性を高める取り組みとして、例えば、米国のDARPA(国防高等研究計画局)では、説明可能なAIの実現を目指して、XAI(Explainable AI)の研究プログラムが2016年から進められている(図1)。

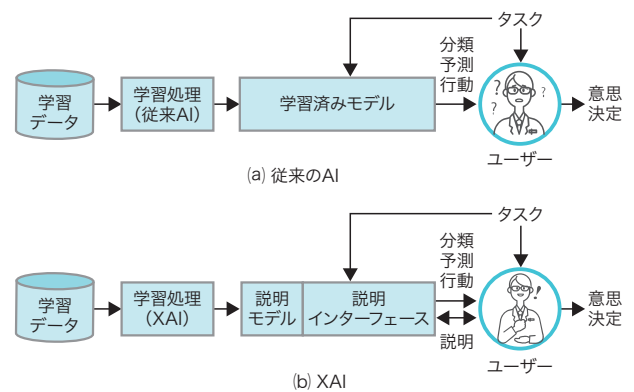


図1. XAIシステムフレームワーク

AIを社会実装するために、説明可能なAIの実現を目指す、DARPAのXAIシステムのフレームワークである。

Framework of explainable AI (XAI) system

表1. 国内外でのAIの社会実装に向けた取り組み

Activities toward social implementation of AI in Japan and other countries

地域	機関・団体	活動	概要
日本	内閣府	「人間中心のAI社会原則」策定 2019年3月29日	(1)人間中心、(2)教育・リテラシー、(3)プライバシー、(4)セキュリティ、(5)公正競争、(6)公平性、説明責任及び透明性、(7)イノベーション
欧州	EC (欧州委員会)	「Ethics guidelines for trustworthy AI (信頼できるAIのための倫理ガイドライン)」公表 2019年4月8日	(1)人間による監督、(2)技術的なロバスト性と安全性、(3)プライバシーとデータガバナンス、(4)透明性、(5)多様性、非差別、公平性、(6)社会的及び環境的な幸福、(7)説明責任
国際機関	OECD (経済協力開発機構)	「OECD Principles on Artificial Intelligence (人工知能に関するOECD原則)」採択 2019年5月22日	(1)包摂的成長と持続可能な発展、暮らし良さを推進、(2)法の支配、人権、民主主義の価値、多様性を尊重、公平公正な社会の確保、必要に応じて人的介入、(3)透明性を確保、責任ある情報開示、(4)リスクを常に評価、管理、(5)AIシステムの開発、普及、運用に関わる組織及び個人の上記原則への責任
米国	EPIC (電子プライバシー情報センター) Public Voice	「Universal Guidelines for Artificial Intelligence (AIに対するユニバーサルガイドライン)」公表 2018年10月23日	(1)透明性の権利、(2)自己決定権利、(3)周知義務、(4)公平性義務、(5)評価と説明責任の義務、(6)正確性、信頼性、妥当性義務、(7)データ品質義務、(8)公共安全性義務、(9)サイバーセキュリティ義務、(10)秘密裏に行われるプロファイリングの禁止、(11)単一のスコアリングの禁止、(12)システム停止できる義務
米国	DARPA	XAI (Explainable AI) プログラム実施中 (2016年~)	大学や企業のAIの説明性に関する研究プロジェクトへ投資

3. 最先端AI技術の動向

第3次AIブームによって、AI技術は飛躍的に発展し、研究段階から実用化段階に向かっている。特に、ビジネスや産業のデジタルトランスフォーメーションに向けた活用に期待が高まっている。東芝グループの強みである、エネルギーや、社会インフラ、物流・流通、ビル・施設、ものづくりなどの産業分野へのAI適用では、AIを活用した高精度な画像認識や、故障予兆検知、需要予測などのニーズが大きい。一方、これらの分野でディープラーニングなどの最新のAI技術を適用する場合、以下のような課題がある。

- (1) 学習のための正常データは大量にあるが、異常データが少ないかあるいは入手できないケースが多い。
- (2) 学習のための、大量の教師ラベル付きデータの入手が困難、若しくはラベル自体に誤りのあるケースが少ない。
- (3) 撮影条件などが一定ではなく、環境変化が激しい中で高精度な画像認識が求められるケースがある。
- (4) 要因が複雑で、単独のAIモデルでは必要十分な精度が得られないケースがある。

東芝の研究開発センターでは、これらの課題を克服しAIの実用化を加速するため、特定国立研究開発法人 理化学研究所の革新知能統合研究センター(AIP)とも連携し、革新的なAI技術の研究開発を進めている。

工場や社会インフラの設備では、設備の故障がビジネスや社会に与える影響が大きいケースが多く、通常は、定期メンテナンスであるTBM (Time Based Maintenance)により、故障が起こる前に予防保全が行われる。しかし、その結果、過剰な保守コストが発生するケースがある。このため、故障予兆を検知し、状態に応じて保守を行うCBM (Condition Based Maintenance)への期待が大きいが、工場や社会インフラの設備では、故障や異常のデータがほとんど存在しない場合が多い。そこで、時系列データを対象に、複数の正常波形パターンを学習し、正常波形パターンとの類似度を基に、高精度に異常を検知する新たな手法を開発した(この特集のp.9-12参照)。

半導体製造工場では、ウエハーの欠陥画像を詳細に分類し、その要因を探り、改善することで、歩留まりを継続的に維持向上させることが必要となる。半導体の製造欠陥は、多岐にわたり、正確な分類ラベルを付けるには専門的な知見が必要となり、手間とコストが掛かる。そこで、少ない教師ラベルで欠陥画像を正確に分類できる学習手法を開発した。誤りを含む教師ラベルのデータと、信頼できる教師ラベルのデータを用いて2段階で学習することで、高い識別性能

を実現した(同p.13-16参照)。

画像認識技術は、製造分野では画像検査で広く用いられているが、一定の撮影条件で、明らかな欠陥を高い精度で自動抽出する用途が多い。一方、撮影環境が一定ではなく、また複雑な対象物に対しては、高精度な認識が困難となる場合も多く、人による外観検査も依然として行われている。また、監視映像の解析などでも、目視により解析されるケースが多い。そこで、画像認識のロバスト化の一例として、駅伝競走の中継映像をモチーフに、ディープラーニングを活用し、撮影条件が変化しても高い精度で選手を識別する技術を開発した(同p.30-33参照)。

消費の需要を高精度に予測することは、ビジネスや社会の効率化のために極めて有用であり、様々な分野で需要予測の研究開発が行われている。しかし、消費行動はそれを決定付ける要因が複雑で、一般に、単純なモデルで高精度な予測をすることは困難である。そこで、電力の需要予測において、詳細な気象予測データと過去の需要実績を用い、スパースモデリングやディープラーニングを含む複数の予測モデルを構築し、それらを組み合わせることで、高い予測精度を実現するアンサンブル学習技法を開発した(同p.22-25参照)。

4. 社会インフラにおけるAI活用

東芝インフラシステムズ(株)は、水・環境システムや、鉄道システム、道路システム、電源システムなど、人々の生活の基盤を支える社会インフラシステムを開発し、また、それらの保守・運用に関わる事業を行っている。

保守・運用では、コスト低減の観点でCBMに注目している。CBMでは、センサーなどで設備の状態を監視し、異常検知や、劣化度予測などを行う技術が必要になる。そこで、AI技術を用いて異常検知や、劣化度予測の精度を上げる取り組みを行っている(この特集のp.17-21参照)。

一方で、高齢化や、人手不足、エネルギーの節約といった社会課題への対応も求められている。ここでは、これら社会インフラシステムにおける社会課題に対し、AI技術を用いた省力化や省エネ化などの取り組みについて、水・環境システムと鉄道システムでの事例を説明する。

4.1 水・環境システム

近年、人口減少を見据えた水道施設の広域化や自治体の負担軽減に向けた運転管理委託が増加している。このとき、熟練技術者の減少に対応するには、ベテラン職員が担当していた運転業務を、専門知識を持たない運転員でも実施できるような技術継承が求められる。特に、浄水場では水質予測が重要であるが、そのための薬品(凝集剤、塩

素、活性炭など)の注入量の見極めや、異常兆候への気付きなどの運転業務は、経験に基づくことが多い。

そこで、浄水処理に関する長年の実経験と実データを活用し、数時間先までの処理水質推移予測技術の確立に取り組んでいる。予測結果に対する説明性を向上させるため、化学反応式や反応速度の実測値などに基づく水質推定モデルを開発するとともに、大量の実データを用いたディープラーニング技術を誤差補正に適用することで、予測精度を向上させている⁽⁷⁾。将来は、上下水道施設への、自動化・最適化ソリューションの提供を目指している(図2)。

また、水の注送(取水、導水、送水、配水)でも省エネ化が注目されている。輸送のためには、管網内部の圧力を調整する配水コントロールが重要となるが、必要最低限の圧力を維持するようにポンプを制御することで、配水に必要なエネルギーを省くことができる。そこで、限られたセンサー情報から簡便に管網の末端圧力を推定する手法を提案している⁽⁸⁾。この手法は、機械学習の一種であるランダムフォレストを用いて推定モデルを生成し、圧力計が設置されていない地点の圧力を推定するもので、実センサーを減らすことができ、設備投資コストを低減する上でも有効となる。

4.2 鉄道システム

鉄道は、飛行機などのほかの交通機関に比べ、エネルギー効率の高い輸送システムと位置付けられるが、更なる環境負荷の低減を図るための技術開発が求められている。

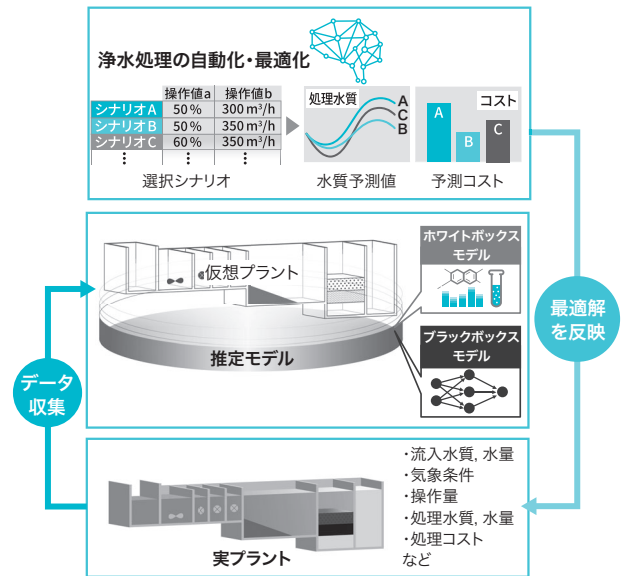


図2. 浄水処理の自動化・最適化システムの概略

長年の実経験と実データを活用し、処理水質推移予測にAI技術を用いて浄水処理の予測精度を向上させる。

Overview of automation and optimization system for wastewater treatment systems

そこで、鉄道システム全体のエネルギーを効率的に管理する鉄道EMS (Energy Management System) の開発を進めている⁽⁹⁾(図3)。

鉄道EMSにおいて、車両走行エネルギーの最適化に重

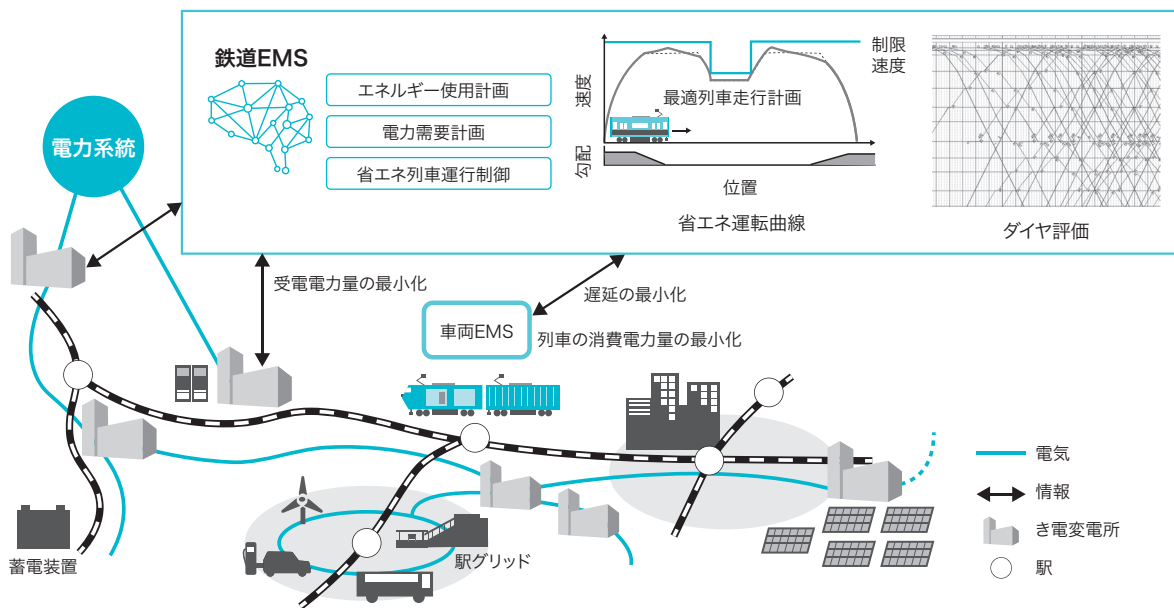


図3. 鉄道EMSの概略

省エネ列車運行制御にAI技術を用いることで、鉄道システム全体のエネルギーを効率的に管理する鉄道EMSを実現する。

Overview of railway energy management system (EMS)

要なのが、運転曲線である。運転曲線は、経過時間に従って列車の位置と速度をグラフ化したものであり、勾配などの路線の状況や、制限速度、車両性能などを基に算出する。これを省エネ運転曲線とすることで、定時性と省エネの両立を図る。これまでに、組合せ最適化手法により、通過時刻の精度向上と省エネ性の向上を両立させる運転曲線作成アルゴリズムを開発し⁰⁰、輸送計画システム TrueLine に実装して動作検証も行っている。

一方、運転曲線作成の作業コスト低減と精度向上を目指した機械学習の適用も検討している⁰¹。ディープラーニング技術を用いて実際の走行時の実績データを学習することで、車両走行シミュレーションを可能としている。

5. AIを支える半導体デバイス技術

ディープラーニングに代表されるAIアルゴリズムでは、AIモデルの学習やAIモデルを用いて解を推論するために、大量の積和演算を繰り返し実行する必要がある。パソコンやサーバーに標準搭載されているCPUでも、実用上問題のない性能でAIを実行できる用途もあるが、一般には、表2に示すCPU以外の半導体デバイス(以下、デバイスと略記)を利用したり、複数のデバイスを組み合わせて利用したりするケースが多い。

5.1 CPSのサイバー空間で用いられるデバイス

AIモデルの学習は、サイバー空間にあるサーバー上で実行されるケースがほとんどである。大量のデータを用いて、AIモデルを繰り返し学習する必要があり、学習時間を短縮するため、大量の積和演算を高速に処理できるデバイスが求められる。また、AIモデルは多様で、現在もなお進化を続けているため、様々なAIモデルを効率良く処理できる柔軟性も必要である。

これらの理由により、GPU (Graphics Processing Unit) がサイバー空間では広く用いられている。GPUは、元来は3次元画像処理に用いられるデバイスで、画像処理用に多数の積和演算器が搭載されており、これらの演算器を用いて積和演算を並列に処理することで、高速な学習が可能と

なる。また、推論でも多数の積和演算を実行するため、サイバー空間のGPUを用いて、学習と推論の両方を行うアプリケーションもある。

更に、データセンターのサーバーの中には、学習と推論の両方が可能なハードウェアアクセラレーターや、FPGA (Field Programmable Gate Array) 上に構成した推論回路が搭載されているものもある。これらのデバイスをGPUと併用することで、GPUの弱点である消費電力を改善できる。

5.2 CPSのフィジカル空間で用いられるデバイス

フィジカル空間で生み出されるデータを用いて、AIによる推論を行い、推論結果に基づいてフィジカル空間を制御するCPSの中には、データの即時処理(リアルタイム処理)が必要とされるシステムもある。リアルタイム処理を実現するには、サイバー空間とフィジカル空間の間の通信遅延が課題となる。また、AIが扱うデータの中には、セキュリティやプライバシー保護の観点で、フィジカル空間からサイバー空間に通信されることが好ましくないデータも存在する。更に、AIやIoTの発展に伴い、フィジカル空間で生み出されるデータは爆発的に増大する見込みであり⁰²、データ通信量の増大も課題となる。このような通信上の課題を解決するために、フィジカル空間で実行されるAIが広がり始めている。

フィジカル空間の代表的なAIアプリケーションを表3に示す。電源が十分でない、学習データを保存する記憶装置を設置できないなどの制約のため、AIモデルの学習をフィジカル空間で行うことは困難なことが多い。そのため、AIモデルとしては、サイバー空間で事前に学習しておき、フィジカル空間のデバイスは、学習済みのAIモデルを用いた推論だけに使われるケースがほとんどである。

GPUは、フィジカル空間でも利用されているが、低消費電力が求められるアプリケーションにはハードウェアアクセラレーターの方が適している。特に先進運転支援システム(ADAS)に用いられるデバイスは、極めて高温となり得る自動車室内でも、ファンによる空冷なしで動作するように、低消費電力かつ高性能であることが重要である。

東芝デバイス&ストレージ(株)では、画像認識プロセッ

表2. AIに用いられるデバイスの特徴比較

Comparison of features of semiconductors used for AI

デバイス	柔軟性	性能	低消費電力
CPU	◎	△	○
GPU	○	◎	△
FPGA	◎	○	○
ハードウェアアクセラレーター	△	○	◎

◎最も良い ○良い △やや悪い

表3. フィジカル空間でのAIアプリケーションの例

Examples of application of AI to physical space

分野	アプリケーション例	AIの制約条件
車載	ADAS, 自動運転	低消費電力, 実時間処理
監視カメラ	人物検出, 人数計測, 異常行動検知	セキュリティ, プライバシー
ロボット, ドローン	自律制御, 物体認識	低消費電力, 実時間処理
製造	品質検査	実時間処理

サー LSI への取り組みを1990年代に開始し、画像認識に適した、様々な画像処理ハードウェアアクセラレーターの開発と製品化を進めている。ADASに採用されている画像認識プロセッサのViscontiシリーズには、独自の画像特徴量を用いたパターン認識を適切に実行する様々なハードウェアアクセラレーターが搭載されている^{(3), (4)}。そして、Visconti5では、DCNN (Deep Convolutional Neural Network) を用いた画像認識に対応するため、DCNNを低消費電力で処理できるハードウェアアクセラレーターを開発した(この特集のp.26-29参照)。

6. 東芝アナリティクス AI SATLYS

東芝デジタルソリューションズ(株)では、東芝グループの“ものづくり”の実績から得た知見をAIの設計に生かし、高精度な識別や、予測、要因推定、異常検知、故障予兆検知、行動推定などを実現する東芝アナリティクスAI“SATLYS (サトリス)”のサービスを提供している。顧客の業務課題と目標を明確化し、サンプルデータを用いたAIモデル設計、大規模データを用いたモデル学習、AI推論エンジンの構築から運用までを、プロフェッショナルサービスとして支援する(図4)。そして、半導体工場で培ったビッグデータを用いた高精度な歩留まり解析や、欠陥検査、GAN (敵対的生成ネットワーク) を利用した学習データ自動生成による少量の学習データでの高精度な推論、AIの推論根拠の見える化、などの特長を持つ技術の提供が可能である(この特集のp.38-41参照)。また、AI分析の知見を集約・標準化し、目的に特化したAI分析サービス“SATLYSKATA (サトリスカタ)”の提供も行っている(同p.42-45参照)。

7. 今後の展望

第3次AIブームが過去のAIブームと大きく異なる点とし

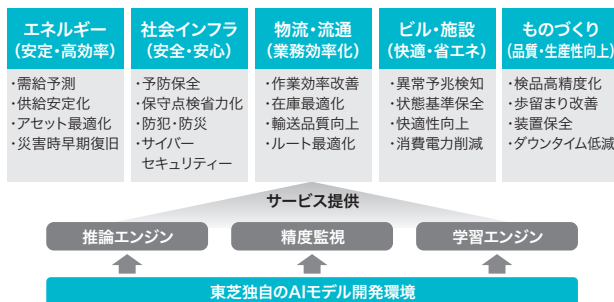


図4. SATLYSの適用分野

様々な産業分野のビジネス課題について、AIモデル設計やAI推論エンジンの構築・運用などを、プロフェッショナルサービスとして支援する。

Fields of application of SATLYS Toshiba Analytics AI services

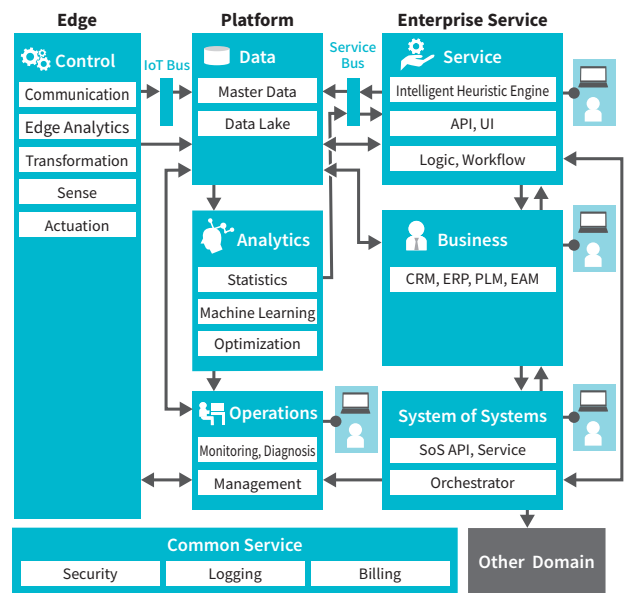
て、以下の三つが挙げられる。

- (1) 大量のデータを活用して特徴抽出を含むAIモデルを自動生成する技術が発展した。
- (2) 生成されるAIモデルが人間の識別や予測の能力を超えつつある。
- (3) クラウドサービスやGPUなどの計算機インフラとAI関連のOSS (オープンソースソフトウェア) が発展し、誰でもAIを利用できるようになってきた。

一方で、大量に収集した学習データのクレンジング作業に多くの人手作業を要することや、ディープラーニングによるAIモデルの動作がブラックボックスであるという課題もある。しかし、いずれにしても、AIの能力が、部分的ではあれ人の判断を上回るようになってきたことで、AIが研究から実用化へと一気に向かい始めた。

東芝グループは、CPSを実現するためのIoTの共通フレームワークとなる論理アーキテクチャーとして、東芝IoTリファレンスアーキテクチャーを定めた(図5)。このアーキテクチャーでは、図中の“Analytics”において様々なAI技術が活用され、CPSにおける価値創出の源泉となる。

今後も、AIにできることとできないこと、AIがすべきことと人がすべきことを明確にし、AIの公平性や、説明責任、透



API : Application Programming Interface
 UI : ユーザーインターフェース
 CRM : Customer Relationship Management (顧客管理)
 ERP : Enterprise Resources Planning (経営資源管理)
 PLM : Product Lifecycle Management (製品ライフサイクル管理)
 EAM : Enterprise Asset Management (設備資産管理)
 SoS : System of Systems

図5. 東芝IoTリファレンスアーキテクチャー

CPSを実現するため、IoTの共通フレームワークとなる論理アーキテクチャーを定めた。

Toshiba IoT Reference Architecture

明性、プライバシー、セキュリティなどの課題を解決しつつ、人とAIが協働する社会の実現に向けて、研究開発を進めていく。

文 献

- (1) Stanford Vision Lab. "ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC)". ImageNet. <<http://www.image-net.org/challenges/LSVRC/>>, (accessed 2019-5-24).
- (2) 内閣官房. "人間中心のAI社会原則検討会議". 内閣官房. <<https://www.cas.go.jp/jp/seisaku/jinkouchinou/>>, (参照 2019-5-24).
- (3) High-Level Expert Group on AI (AI HLEG). Ethics Guidelines for Trustworthy AI. EC, 2019, 39p. <<https://ec.europa.eu/digital-single-market/en/news/ethics-guidelines-trustworthy-ai>>, (accessed 2019-5-24).
- (4) OECD Tokyo Center. "42カ国がOECDの人工知能に関する新原則を採択". OECD. <<https://www.oecd.org/tokyo/newsroom/forty-two-countries-adopt-new-oecd-principles-on-artificial-intelligence-japanese-version.htm>>, (参照 2019-5-24).
- (5) EPIC. "Universal Guidelines for Artificial Intelligence". The Public Voice. <<https://thepublicvoice.org/ai-universal-guidelines>>, (accessed 2019-5-24).
- (6) Gunning, D. "Explainable Artificial Intelligence (XAI)". DARPA. <<https://www.darpa.mil/program/explainable-artificial-intelligence>>, (accessed 2019-5-24).
- (7) 横山 雄, ほか. プラント運転の自動化を実現するソリューションと上下水道統合プラットフォーム TOSWACS. 東芝レビュー. 74, 1, p.40-45. <https://www.toshiba.co.jp/tech/review/2019/01/74_01pdf/b03.pdf>, (参照 2019-5-24).
- (8) 山原裕之, ほか. 機械学習を用いた余剰圧力削減のための末端圧力推定技術. 環境システム計測制御学会誌. 2018, 23, 2/3, p.143-147.
- (9) 東芝インフラシステムズ. "鉄道エネルギー管理(鉄道EMS)". 東芝インフラシステムズ. <<https://www.toshiba.co.jp/sis/railwaysystem/jp/solution/urban/ems.htm>>, (参照 2019-5-24).
- (10) 外崎幸徳, ほか. "列車の省エネ運転曲線作成アルゴリズムの開発". 第51回鉄道サイバネ・シンポジウム, 東京, 2014-11, 日本鉄道サイバネティクス協議会, 2014, 401.
- (11) 小澤優太, ほか. "機械学習と実績データを用いた運転曲線作成". 平成30年電気学会全国大会講演論文集, 福岡, 2018-03, 電気学会, 2018, 5-250.
- (12) 総務省. "データトラヒックの拡大". 情報通信白書 平成30年版. 総務省, 2018, p.6-7.
- (13) 田邊靖貴, ほか. 低消費電力で高性能を実現した画像認識プロセッサ Visconti™2シリーズ. 東芝レビュー. 2012, 67, 10, p.25-28.
- (14) 西山 学, ほか. 画像認識プロセッサ Visconti4による車両周辺の高精度認識技術. 東芝レビュー. 2016, 71, 2, p.7-10.



古藤 晋一郎 KOTO Shinichiro
東芝デジタルソリューションズ(株)
ソフトウェア&AIテクノロジーセンター
映像情報メディア学会会員
Toshiba Digital Solutions Corp.



西川 武一郎 NISHIKAWA Takeichiro, Ph.D.
研究開発本部 研究開発センター
博士(理学)
日本オペレーションズ・リサーチ学会会員
Corporate Research and Development Center



川村 卓也 KAWAMURA Takuya
東芝インフラシステムズ(株)
インフラシステム技術開発センター システム制御・ネットワーク開発部
電子情報通信学会会員
Toshiba Infrastructure Systems & Solutions Corp.



吉川 宜史 YOSHIKAWA Takashi
東芝デバイス&ストレージ(株)
デバイス&ストレージ研究開発センター
エンベデッドコア技術開発部
Toshiba Electronic Devices & Storage Corp.