

製造分野でのAI活用 つながる工場に向けた事例と展望

入江 直彦
Irie Naohiko

永吉 洋登
Nagayoshi Hiroto

小山 光
Koyama Hikaru

製造分野におけるIoTの利活用が進みつつある。これに対して日立は、さまざまなシステムやステークホルダーをつなぐことで全体最適化や新ビジネス創生を実現する共生自律分散コンセプトをベースとした新産業ソリューションの提供に取り組んでいる。

新産業ソリューションを実現するには、現場センシング、

ビッグデータ収集／蓄積基盤の提供、分析／対策立案および現場へのフィードバックが必要となる。

本稿ではこのうち、高度な現場センシング、分析／対策立案に向けたさまざまな現場データを統合した解析と、それに対するAI技術活用について述べる。

1. はじめに

近年、IoT (Internet of Things) の活用により、製造業の新たな進化をめざす動きが活発化している。米国においては、GE (General Electric Company) を中心とした Industrial Internet Consortium (IIC) が、ドイツにおいては、政府主導の Industrie 4.0 がそれぞれ立ち上がり、製造業とIT (Information Technology) 業界を巻き込んだ新たなエコシステムの形成や標準化への取り組みがなされている。

日立は、鉄鋼、自動車、医薬などさまざまな製造業向け制御システムおよび生産管理システムに加え、エネルギー、交通、上下水など異なる分野における大規模制御システムの構築実績を持つ。これらの知見を利用し、さまざまなシステムをつなぐことによって生じる価値を製造業や社会インフラ分野に提供し、新たな成長を促す「共生自律分散」コンセプトを提唱している¹⁾。

共生自律分散においては、現場のさまざまな状況をセンシングし (Sense)、収集／蓄積した多様な情報を基に問題解析および対策立案し (Think)、得られた結果を現場へフィードバックする (Act) ことで、工場内外のバリューチェーンを最適化することができる。

本稿では共生自律分散で実現される新産業ソリューションと、コアとなる機械学習技術／AI (Artificial Intelligence: 人工知能) 活用について述べる。

2. 共生自律分散で実現する「つながる」工場と新産業ソリューション

従来の製造現場の最適化は、個別システムレベルでの分析とこれに基づいた現場改善にとどまっており、改善の効果が飽和しつつある。そこで、共生自律分散により「つながる」工場を実現し、複数のシステムをまたいだ最適化や新たなバリューチェーン創生をめざす。この実現に向け、生産現場システムからの情報に加えて、関連する他システムの情報を収集／蓄積し、さらにグローバルや他地域に展開する他工場の情報も含めて解析、対策立案し、現場へフィードバックすることで全体最適化を図る (図1参照)。

組み合わせる情報により、以下のようなソリューションが考えられる。

(1) エネルギー生産性向上

電力自由化、原油価格の乱高下、再生可能エネルギーの活用などによりエネルギーコストの変動が大きくなると予想され、これに対応したエネルギー当たりの生産性向上が求められる。そこでMES (Manufacturing Execution System) やPOP (Point of Production) などからの緻密な生産現場情報に加えてエネルギーの消費状況をデータ収集し、エネルギーと生産性の関係に関する分析を行い、エネルギー総コスト低減やピークカットにつながる生産計画およびエネルギー調達計画を策定する。得られた計画はMESにフィードバックして最適な生産計画を実行するとともに、

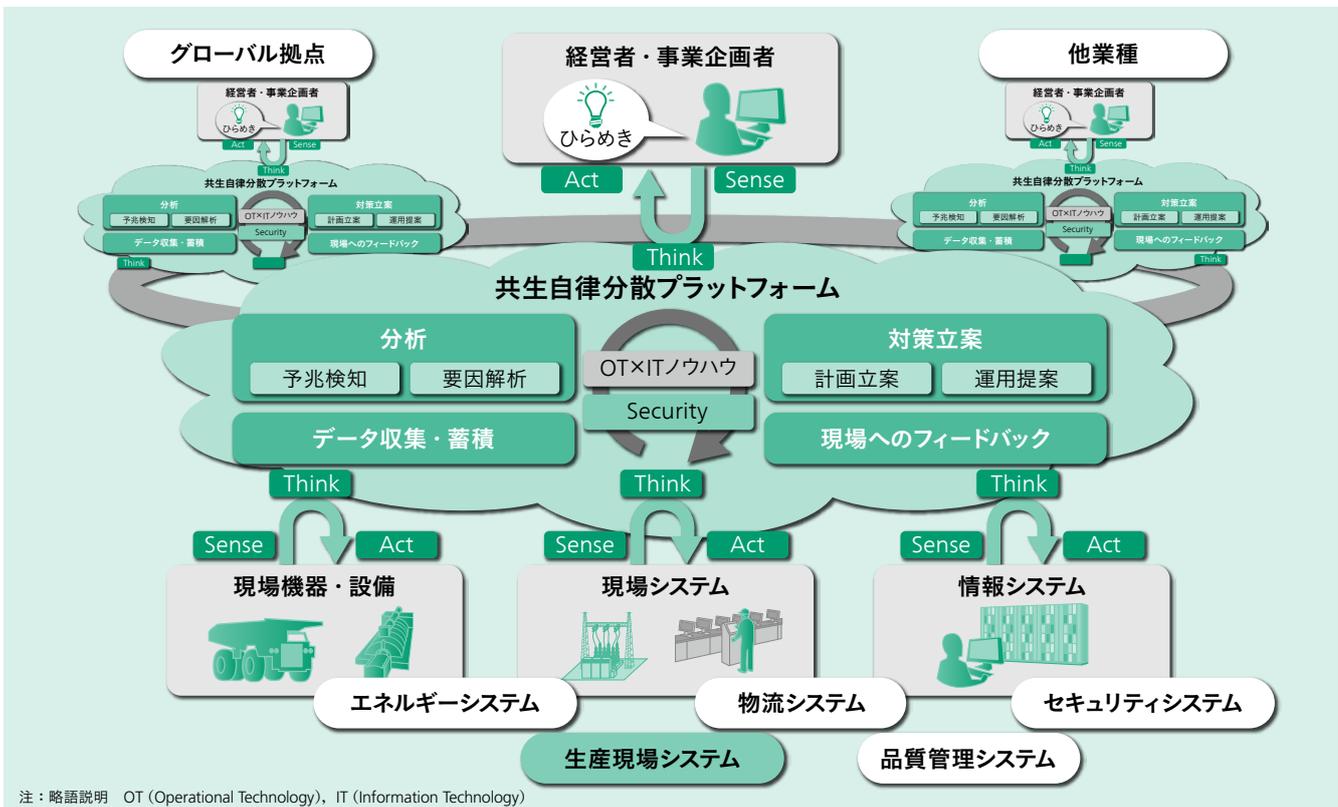


図1 | 共生自律分散コンセプト

さまざまな現場システムからのデータを収集・蓄積し、分析・対策立案を行い、現場へフィードバックすることで、経営視点での最適化を図るとともに、新たなバリューチェーンを創生する。

工場内再生可能エネルギーの有効活用を図り、エネルギーコスト低減をめざす。

(2) SCM (Supply Chain Management) 連携

グローバルに展開する各工場の最適なオペレーションを実現するために、MESや在庫管理システムからの現場情報を分析し、さらに各地域の物流状況を加味して、事業価値シミュレーションツールによる高精度な経営指標評価を行う。これにより、各拠点での最適な生産計画、物流ルート、在庫数などを決定し、実行する。また現場のリアルタイムな情報を分析することで、不測の事態に対応するような生産能力や在庫の融通を行う。

(3) グローバル品質管理/改善

グローバルに展開する工場間で品質を高いレベルで安定させることは、コスト削減のみならず、リコール防止といったリスク低減にもつながる。これに対応するため、MESやPOPなどからの緻密な生産情報に加えて、作業員の行動を映像解析によりセンシングする。得られた情報を蓄積/解析することで品質劣化要因の抽出および対策立案を図る。品質に影響する要因は複雑で、多岐にわたると予想されるため、AIなど新たな分析手法を導入する。得られた対策案はMESなど計画システムに加え、拡張現実 (AR: Augmented Reality) を活用し作業員へのフィードバックを行う。

(4) BCP (Business Continuity Plan) 対応

近年はサイバー攻撃により、工場操業が停止するリスクが増大しており、インシデント発生時の経営的な影響を最小限にする必要がある。生産現場からの緻密な情報収集に加えて、制御システムにおける不正アクセス検知やウイルス検知などのモニタリング情報を各拠点から収集する。セキュリティ監視センターによりウイルス感染などインシデントが報告された場合は、ウイルス自体の影響度、制御システム構成から見た影響範囲、生産状況から見た経営インパクトを総合的に判断し、システム遮断、ウイルス駆除、生産能力融通などの計画立案を行う。

3. 新産業ソリューション実現に向けたAI活用

上述したソリューションを実現するには、(1) 現場の高度センシング、(2) さまざまなデータを分析し対策を立案する技術がキーとなる。高度センシングに関しては、人の動きなど俯瞰 (ふかん) 的な情報を取得するために映像解析技術が活用されつつあり、得られた映像の「意味」を把握するための学習機能やAIなどの技術が期待される。

分析/対策立案のためには、多様なデータを横断的に解析し、新たな知見を得るといった観点からAIの活用が強く望まれている。

具体的なAI活用事例について以下に述べる。

3.1 作業動作認識への機械学習の適用

製品の品質向上を目的とし、工場作業員向けの動作認識を行い、定められた標準作業から外れた作業員の動作（逸脱動作）を検知するセンシング技術を開発している。このコアとなる機械学習について述べる。

まず、作業員の動作認識を行うにあたっては距離カメラを用いる。これにより、人物の三次元形状から、関節位置情報（例：手、肘、肩）を取得することができる。取得できた関節位置情報を基に、機械学習を活用して、作業員の動作を認識することになる。

逸脱動作検知アルゴリズムの全体像を図2に示す。前処理部では、関節情報のノイズを平滑化で除去し、腕や脚の長さといった作業とは直接関係ない情報を正規化によってキャンセルする。特徴量抽出部では、動作を表す情報である特徴量を抽出する。判定部では、どのような作業に対する逸脱動作を検知するかにより、特徴量の組み合わせを選択する。そして、標準動作モデルとの統計的な比較により、各種逸脱の有無を判定（逸脱判定）する。

ここで、機械学習が活用されるのは、特徴量抽出部と判定部である。特に、大量データがある場合は、深層学習と呼ばれる技術により、両者を共に最適化、すなわち自動設計することが可能となりつつある。しかし、大量データが入手できない場合は、特徴量抽出部およびその組み合わせの設計までは、人の事前知識を用いて実施することになる。提案手法では、現場作業の観察、調査を基に作業動作を要素動作にまで分解し、それらを事前知識として、特徴量抽出部および組み合わせの設計を行った。ここまでは、人が理解できる、定性的な設計が可能な部分であると言える。

一方、逸脱判定は、特徴量という値に対してどのような判定をするか、つまり定量的な設計が必要となる。このような問題に対しては一般に機械学習が優れるため、これを適用した。

機械学習には、教師あり、教師なしの2種類がある。教

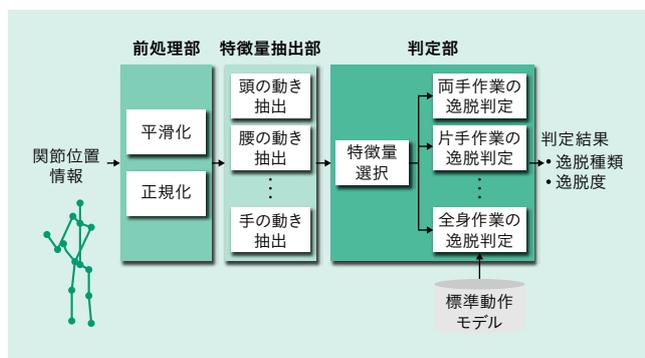


図2 逸脱動作検知アルゴリズムの全体像

判定部中、各逸脱判定処理において、機械学習を適用した。

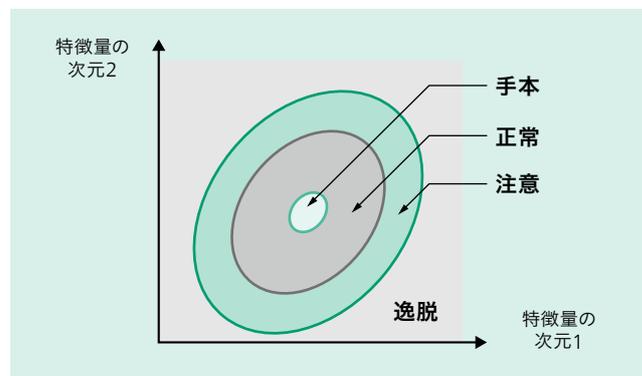


図3 標準動作モデルを表す確率分布の概念図

標準動作モデルを確率分布として推定する。判定結果はこの分布の内の1点で表され、分布の中心から外れるに従い、逸脱度合いが強いことを意味する。

師ありの機械学習では、正常動作のサンプルと逸脱動作のサンプルの2種類の学習サンプルを利用する。そして、学習サンプルを入力したときに、正しく判定がなされるように、逸脱判定を最適化する。しかし、逸脱動作のサンプル収集は、逸脱動作の件数が少ない、無数のバリエーションがあるという2つの理由から困難である。

そこで、正常動作サンプルのみを用いて学習を行う教師なし学習を用いた。その結果、標準動作モデルを確率分布として推定することが可能となった。

確率分布の概念図を図3に示す。判定結果はこの分布の内の1点で表され、分布の中心から外れるに従い、逸脱度合いが強いことを意味する。例えば、中心は手本となる動作、その周辺に正常動作、さらに中心から外れると、注意を要する動作、逸脱動作と分けをすることができる。学習した標準動作モデルを用い、通常とは異なる動作を実際に抽出できることを実証している。

3.2 現場データ解析に向けたAI活用

製造現場では設備の直接制御を担うDCS (Distributed Control System) や製造管理、品質管理を担うMESが一般的に導入されており、製造設備、製造工程、製品品質に関する膨大なデータが日々蓄積されている。これらのデータは主に数値データとして蓄積されており、従来は統計的品質管理手法により分析・活用されてきた。しかし、蓄積されるデータの急速な増加に伴い、それらのデータと製造現場における品質、良品率などのKPI (Key Performance Indicator) との関係探索、要因特定が人手では困難になりつつある。

そこで、われわれの独自人工知能技術である「Hitachi AI Technology/H」(以下、Hと記す。)を用いた解析を実施している²⁾。HはKPIおよびKPIと関係する可能性があるデータ(説明指標)を入力すると、説明指標から特徴量を自動的に生成し、KPIとの相関を網羅的に計算し、統計的

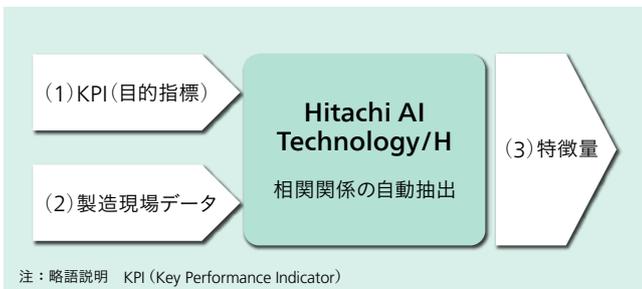


図4 | Hの入出力イメージ

KPI (1) とKPIに関連した製造現場データ (2) を入力すると、相関がある特徴量 (3) を複数出力する。

に有意な特徴量を出力する (図4参照)。ここでのHの特徴は、説明指標どうしの組み合わせを特徴量として生成することである。

例えば離散系の製品製造において、加工値がおおよそ1.0～4.0の範囲に収まる製造装置Xと、加工値がおおよそ5.0～10.0の製造装置Yがあったとする。Hに製造装置X、YのデータとKPI (ここでは生産量) を入力すると、膨大な特徴量を生成し、KPIとの相関を網羅的に解析し、統計的に有意な特徴量を抽出する。

図5に解析例を示す。Hが発見した特徴量 (X: 1.0～1.5かつY: 9.5～10.0) を満足する製品グループを「該当」として示しており、そのKPI (生産量) の平均値は100 (相対値) であった。一方、特徴量を満足しない (X: 1.0～1.5, Y: 9.5～10.0のどちらか片方でもこの範囲から外れる。) 製品グループを「非該当」として示しており、そのKPI (生産量) の平均値は94であった。特徴量を満足する製品製造ができたか否かで生産量に6%の差が生じることが分かる。つまり、特徴量を満足するように製造装置X、Yを制御することで、6%の生産量向上を期待できるのである。

連続系の製造に関しては、一般に各設備・工程には設計された管理値があり、各ステップにおいて管理範囲内に収

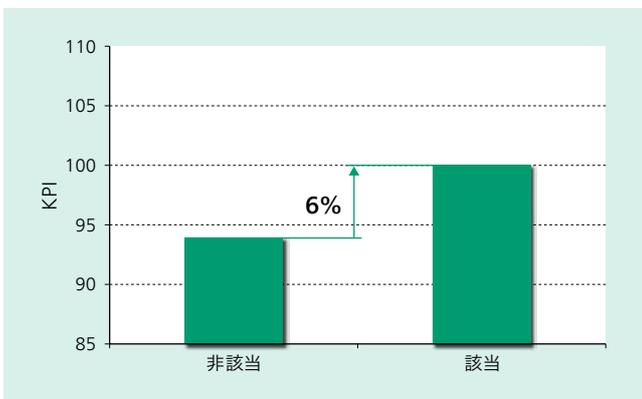


図5 | Hで発見した結果の例 (「該当」を100とした場合の相対値)

「該当」は発見した特徴量を満足する群、「非該当」は満足しない群を示す。

まっていれば問題がないと考えられている。しかし製造工程は日々変動しており、部品の摩耗・劣化、設備メンテナンス前後での製造工程の適切な運用条件は変わり続ける。また、新たな品目に製造を切り替える場合は、運用条件や制御条件の見直しが必要となる。こういった変化に対する適切な運用条件の発見や大量データに基づく新たな気づきを得るにはHは有効である。例えば全体で10ステップある工程のうち、1ステップ目と3ステップ目といった工程をまたいだデータの組み合わせ分析が可能である。工程をまたいで幅広いデータを分析することができるという特徴はHの利点であり、各設備・工程の管理に集中しがちな製造現場の作業員、管理者に気づきを与えるきっかけとなる。

4. おわりに

本稿では、共生自律分散コンセプトに基づく「つながる」工場と新産業ソリューション、および、この実現のキーとなるAIの活用について述べた。

今回は主に品質向上に向けた活用が中心であったが、今後は他ソリューションへのAI活用事例を増やし、効果検証を進めるとともに、AI技術を製造や設計現場へ適用し、モノづくりイノベーションを支援していく所存である。

参考文献

- 1) 入江, 外: 情報制御システム—共生自律分散で実現するオープンイノベーション—, 日立評論, 98, 3, 161～165 (2016.3)
- 2) 矢野: データの見えざる手: ウエアラブルセンサが明かす人間・組織・社会の法則, 草思社 (2014.7)

執筆者紹介



入江 直彦

日立製作所 研究開発グループ 制御イノベーションセンタ 所属
現在、制御プラットフォームの研究開発に従事
博士 (工学)
情報処理学会会員



永吉 洋登

日立製作所 研究開発グループ システムイノベーションセンタ
メディア研究部 所属
現在、画像認識の研究開発に従事
情報処理学会会員, 電子情報通信学会会員, IEEE会員



小山 光

日立製作所 研究開発グループ システムイノベーションセンタ
知能情報研究部 所属
現在、製造業を対象としたAI応用の研究に従事
応用物理学会会員, 日本表面科学会会員